



UNIVERSIDAD NACIONAL

“PEDRO RUIZ GALLO”

ESCUELA DE POSTGRADO



MAESTRÍA EN ADMINISTRACIÓN

**“Aplicación de métodos determinísticos y dinámicos
para calcular los pronósticos de la demanda en la
cadena de suministro de la Empresa Chiclayana
Sipán Distribuciones S.A.C. utilizando Minitab y
Oracle Crystal Ball”**

TESIS

**Presentada para optar el Grado Académico de Maestra
en Administración con Mención en Gerencia Empresarial**

AUTORA:

Ing. Guzmán Valle, María de los Ángeles

ASESOR:

M.Sc. Ing. Ernesto Karlo Celi Arévalo

LAMBAYEQUE – PERÚ

2018

**“APLICACIÓN DE MÉTODOS DETERMINÍSTICOS Y DINÁMICOS
PARA CALCULAR LOS PRONÓSTICOS DE LA DEMANDA EN LA
CADENA DE SUMINISTRO DE LA EMPRESA CHICLAYANA SIPÁN
DISTRIBUCIONES S.A.C. UTILIZANDO MINITAB Y ORACLE
CRYSTAL BALL”**

PRESENTADO POR:

**Bach. MARÍA DE LOS ÁNGELES GUZMÁN VALLE
AUTOR**

**M.Sc. Ing. ERNESTO KARLO CELI ARÉVALO
ASESOR**

APROBADO POR:

**M.Sc. WILLY ANAYA MORALES
PRESIDENTE**

**M.Sc. MARINO ENEQUE GONZALES
SECRETARIO**

**M.Sc. ALBERTO ENRIQUE SAMILLAN AYALA
VOCAL**

Dedicatoria

A Dios, infinitamente agradecida por todo lo que me ha dado en la vida y con la convicción de que nada puedo sin Él.

A mi familia tradicional cuyas raíces forjaron en mí el carácter no conformista y la búsqueda de la excelencia.

A mi madre Livoria que dejó marcado en mí su gran sacrificio y entrega en pos de un futuro prometedor para sus hijos.

A mi padre Leonardo que me dejó una huella imborrable de la rectitud en el actuar.

A mi hermano Javier quien siempre sembró el amor fraternal entre nosotros y su figura de padre me acompaña siempre.

A mi hermano César quien siempre está a mi lado, verlo convertido en el padre, profesional y persona que es, me llena de orgullo.

A mis abuelos, tíos, primos y sobrinos quienes siempre forjaron la unidad en nuestra familia.

También dedico esta tesis al núcleo de mi familia.

A mi esposo Marco, especialmente, por su gran esfuerzo, comprensión, amor y constante motivación, su crecimiento académico ha sido mi admiración e inspiración para terminar este trabajo.

A mis hijos Agustín, Rosita y Milagro, el amor más grande que impulsa mi vida, son las mayores bendiciones que he recibido de Dios.

A mis hijos de corazón, Julie, Antonella y Santino, quienes me enseñaron el valor de la aceptación y del amor forjado en el apoyo mutuo.

A mis padres políticos, Marco y Rosa, por su amor y apoyo a lo largo de los años.

A mis hermanos Ana, Jéssica, Llubica, Tony y Rosa Luz, quienes comparten nuestras alegrías y logros y cuyo amor es soporte de nuestro hogar.

A mis estudiantes quienes con su constante deseo de aprender motivan en mí el estudio permanente.

Agradecimiento

A Dios por brindarme innumerables bendiciones cada día de mi vida.

A mi asesor y amigo, el Dr. Ing. Ernesto Karlo Celi Arévalo porque con su apoyo académico supo encaminar y darle la dirección adecuada a mi trabajo.

A Sipán Distribuciones y su gerente, el Sr. Oscar Linares Rojas por brindarme las facilidades para acceder a su empresa y a la información necesaria para la elaboración del presente trabajo.

Finalmente a toda mi familia porque sin su apoyo no hubiera podido culminar esta meta, en especial a mi esposo Marco quien se mantuvo firme y constante en la motivación para terminar esta tesis.

Índice General

Dedicatoria.....	III
Agradecimiento	IV
Índice de tablas.....	VII
Índice de figuras.....	IX
Resumen.....	XI
Abstract.....	XIII
Introducción	15
Capítulo I: Análisis del Objeto de Estudio	18
1. Ubicación.....	18
2. Breve descripción de las áreas de SIPAN DISTRIBUCIONES.....	19
3. Situación problemática.....	21
4. ¿Cómo se manifiesta y qué características tiene??	22
5. Descripción de la metodología empleada.	23
Capítulo II. Marco teórico	27
1. Antecedentes.....	27
2. Base Teórica.....	31
2.1. Predicción	31
2.2. Los pronósticos.....	31
2.3. Importancia de los pronósticos	31
2.4. El papel del pronóstico en una cadena de suministro	33
2.5. Características de los pronósticos.....	34
2.6. Horizontes de tiempo en los pronósticos	35
2.7. Clasificación de los pronósticos.	36
Capítulo III. Análisis de los resultados	41
1. Clasificación de los inventarios utilizando el método: Activity Based Costing (ABC).41	41
2. Clasificación de los inventarios por el método Activity Based Costing (ABC)	42
3. Presentación de los resultados de ventas de los SKU's seleccionados.....	44
4. Análisis efectuado para cada SKU – búsqueda de patrones de serie de tiempo.....	47
4.1. SKU: CD Colgate Herbal Whithening	47
4.2. SKU: CD Colgate triple accion 75ml * 6 doc	60

4.3. SKU: CD Kolynos super white 75 cc.....	72
4.4. SKU: CD Kolynos super white 100cc.....	83
4.5. SKU: Cepillo kolynos master plus 12*14	95
4.6. SKU: Cepillo ultra premier md 14*12grt.2 cep	104
4.7. SKU: Jabón protex 130 gr. caja x 72.....	114
4.8. SKU: Suavitel soflan adiós planchado	127
Conclusiones	142
Recomendaciones	144
Referencias bibliograficas	145
Anexos	148
1. Organigrama de la empresa SIPAN DISTRIBUCIONES S.A.C.	148
2. Productos seleccionados para el estudio.	149
3. Reporte del sistema de SIPAN DISTRIBUCIONES.....	150
4. Guía de entrevista	151

Índice de Tablas

Tabla 1	Métodos de pronósticos de serie de tiempo y causales según horizonte y patrón de datos	24
Tabla 2	Métodos cualitativos.....	38
Tabla 3	Métodos por series de tiempo	39
Tabla 4	Modelos causales.....	40
Tabla 5	Clasificación ABC de productos distribuidos por SIPÁN DISTRIBUCIONES	42
Tabla 6	SKU's seleccionados como categoría "A".....	43
Tabla 7	Ventas en unidades - Año 2012	44
Tabla 8	Ventas en soles - Año 2012	44
Tabla 9	Evolución de las ventas SKU: CD COLGATE HERBAL WHITENING 90 g AÑOS 2012 – 2016	47
Tabla 10	Coefficientes de la función de Autocorrelación: Crema Dental Colgate Herbal Whitening 90g.....	49
Tabla 11	Métodos de pronóstico para datos con tendencia	52
Tabla 12	Comparación de error de pronóstico en CD Colgate Herbal Whitening 90 g	56
Tabla 13	Función de autocorrelación para residuos.....	58
Tabla 14	Pronósticos utilizando el modelo de suavizamiento exponencial doble	59
Tabla 15	Evolución de las ventas SKU: CD COLGATE TRIPLE ACCIÓN 75 ml AÑOS 2012 – 2016	60
Tabla 16	Función de autocorrelación CD Colgate triple acción 75 ml	63
Tabla 17	Métodos de pronósticos para series con tendencia y estacionalidad.....	64
Tabla 18	Comparación de métodos de pronóstico CD Colgate triple acción 75 ml	68
Tabla 19	Coefficientes de autocorrelación de residuos CD Colgate triple acción 75 ml	70
Tabla 20	Pronósticos de ventas de CD Colgate Triple acción 75 ml Año 2017 utilizando Descomposición clásica	71
Tabla 21	Evolución de las ventas SKU: CD KOLYNOS SUPER WHITE 75 cc AÑOS 2012 – 2016.....	72
Tabla 22	Coefficientes de Autocorrelación: Crema Dental Kolynos Super White 75 cc	74
Tabla 23	Métodos de pronóstico para series con estacionalidad	75
Tabla 24	Comparación de métodos de pronóstico CD Colgate Super White 75 cc.....	79
Tabla 25	Coefficientes de autocorrelación de los residuos modelo aditivo estacional	81
Tabla 26	Pronósticos de ventas de CD Kolynos Super White 75 cc Año 2017 utilizando el modelo aditivo estacional	82
Tabla 27	Evolución de las ventas SKU: CD KOLYNOS SUPER WHITE 100CC AÑOS 2012 – 2016.....	83
Tabla 28	Función de Autocorrelación: Crema Dental Super White 100 cc.....	85
Tabla 29	Métodos de pronóstico para series con estacionalidad	86
Tabla 30	Comparación de métodos de pronóstico CD Kolynos Super White 100 cc.....	90
Tabla 31	Coefficientes de autocorrelación de los residuos del método de Descomposición clásica	92
Tabla 32	Evolución de las ventas SKU: CEP. KOLYNOS MASTER PLUS 12*14 (2012 – 2016).....	95
Tabla 33	Coefficientes de autocorrelación Cepillo Kolynos Master Plus.....	97
Tabla 34	Métodos seleccionados para pronóstico	98
Tabla 35	Comparación de los métodos de pronóstico Cepillo Kolynos Master Plus	101
Tabla 36	Coefficientes de autocorrelación de los residuos método SARIMA.....	103

Tabla 37	Pronósticos utilizando método SARIMA - Cepillo Kolynos Master Plus	103
Tabla 38	Evolución de las ventas SKU: CEP. ULTRA PREMIER MD 14*12GRT.2 CEP	104
Tabla 39	Coefficientes de autocorrelación de la serie.....	106
Tabla 40	Métodos de pronósticos para series con estacionalidad.....	107
Tabla 41	Comparación de métodos de pronóstico Cepillo Ultra Premier.....	110
Tabla 42	Coefficientes del modelo SARIMA	111
Tabla 43	Coefficientes de autocorrelación de residuos.....	113
Tabla 44	Pronósticos utilizando SARIMA(1,1,1)(1,0,1).....	114
Tabla 45	Evolución de las ventas SKU: JABÓN PROTEX 130 g CAJA X 72. AÑOS 2012 – 2016.....	114
Tabla 46	Función de Autocorrelación JABÓN PROTEX 130 G. CAJA X 12.....	116
Tabla 47	Métodos de pronóstico para series con estacionalidad Jabón Protex 130 g	117
Tabla 48	Comparación de métodos de pronósticos para Jabón Protex 130g.....	121
Tabla 49	Coefficientes de autocorrelación de residuos Jabón Protex 130g	122
Tabla 50	Coefficientes de autocorrelación de residuos usando suavizamiento estacional.....	125
Tabla 51	Pronósticos Jabón Protex 130g.....	126
Tabla 52	Evolución de las ventas SKU: SUAVITEL SOFLAN ADIÓS AL PLANCHADO. AÑOS 2012 – 2016.....	127
Tabla 53	Coefficientes de la función de Autocorrelación: Suavitel soflan adiós al planchado	129
Tabla 54	Métodos de pronóstico para series con tendencia.....	131
Tabla 55	Comparación de error de pronóstico en Suavitel soflan adiós al planchado.....	135
Tabla 56	Coefficientes de autocorrelación de residuos Jabón Protex 130g	137
Tabla 57	Pronósticos Suavitel soflan adiós al planchado	139
Tabla 58	Consolidado métodos de pronóstico por SKU.....	140

Índice de Figuras

Figura 1: Tipos de Pronósticos y sus Aplicaciones	32
Figura 2: Clasificación cronológica de los pronósticos.	36
Figura 3: Cantidad de ítems y porcentaje acumulado en Inventarios ABC	43
Figura 4: Consolidado de ventas en unidades SKU'S seleccionados Año 2012 - 2016.....	45
Figura 5: Ventas en unidades SKU'S seleccionados Año 2012 - 2016.....	46
Figura 6: Serie de tiempo de CD Colgate Herbal Whitening 90 g (2012-2016).....	47
Figura 7: Función de autocorrelación para CD Colgate Herbal Whitening 90 g	48
Figura 8: Gráfica de distribución normal estándar	50
Figura 9: Uso de suavizamiento exponencial lineal – Holt	53
Figura 10: Modelo de Curva de crecimiento	54
Figura 11: Verificación de existencia de estacionalidad.....	55
Figura 12: Uso de Predictor para determinar el método más preciso usando simulación.....	56
Figura 13: Autocorrelación residuos modelo suavizamiento exponencial doble y simulación	57
Figura 14: Gráfica probabilidad normal residuos suavizamiento exponencial doble y simulación.....	59
Figura 15: Serie de tiempo CD Colgate Triple acción 75 ml (2012-2016).....	60
Figura 16: Función de autocorrelación CD Colgate Triple acción 75 ml	61
Figura 17: Serie de tiempo de primera diferencia CD Colgate triple acción 75 ml	61
Figura 18: Función de autocorrelación de primera diferencia CD Colgate triple acción 75 ml	62
Figura 19: Uso de suavizamiento exponencial estacional	65
Figura 20: Uso del método de Descomposición clásica	66
Figura 21: verificación de patrón estacional en la serie.....	67
Figura 22: Uso de Predictor para determinar el método más preciso usando simulación.....	68
Figura 23: Función de autorrelación de residuos método de descomposición clásica	69
Figura 24: Gráfica de probabilidad normal de residuos método de Descomposición clásica	71
Figura 25: Serie de tiempo CD Kolynos Super White 75 cc	72
Figura 26: Función de autocorrelación CD Kolynos Super White 75 cc.....	73
Figura 27: Uso de suavizamiento exponencial estacional - Winters.....	76
Figura 28: Uso de Descomposición clásica	77
Figura 29: Verificación de estacionalidad	78
Figura 30: Uso de Predictor para determinar método de pronóstico más preciso.....	79
Figura 31: Función de autocorrelación de los residuos método aditivo estacional.....	80
Figura 32: Gráfica de probabilidad normal de los residuos método aditivo estacional	82
Figura 33: Serie de tiempo CD Kolynos Super White 100 cc	83
Figura 34: Función de autocorrelación CD Kolynos Super White 100 cc	84
Figura 35: Uso de suavizamiento exponencial estacional	87
Figura 36: Uso de descomposición clásica	88
Figura 37: verificación de estacionalidad en la serie	89
Figura 38: Uso de Predictor para determinar el método de pronóstico más preciso	90

Figura 39: Análisis de aleatoriedad de residuos método SARIMA (0,0,1)(1,0,0)	91
Figura 40: Gráfica probabilidad normal de los residuos del método de Descomposición clásica	93
Figura 41: Autorrelación de residuos utilizando el método de descomposición clásica	93
Figura 42: Función de autocorrelación del método de Winters	94
Figura 43: Serie de tiempo Cepillo Kolynos Master Plus (2012 – 2016)	95
Figura 44: Función de autocorrelación Cepillo Kolynos Master Plus	96
Figura 45: Uso de método de suavizamiento exponencial estacional	98
Figura 46: Uso de método de Descomposición clásica.....	99
Figura 47: Verificación de estacionalidad en la serie	100
Figura 48: Uso de Predictor para elegir el método de pronóstico más preciso	101
Figura 49: Función de autocorrelación de los residuos.....	102
Figura 50: Serie de tiempo Cepillo Ultra Premier	104
Figura 51: Función de autocorrelación Cepillo Ultra Premier	105
Figura 52: Uso de suavizamiento exponencial estacional	107
Figura 53: Uso del método de Descomposición clásica	108
Figura 54: Verificación de estacionalidad en la serie	109
Figura 55: Uso de Predictor para determinar el método de pronóstico más preciso	110
Figura 56: Función de autocorrelación de residuos Cepillo Ultra Premier	112
Figura 57: Serie de tiempo JABÓN PROTEX 130 g.....	115
Figura 58: Función de autocorrelación Jabón Protex 130 g.....	115
Figura 59: Uso de suavizamiento exponencial estacional	117
Figura 60: Uso del modelo de Descomposición clásica - Aditiva	118
Figura 61: Verificación de estacionalidad en la serie Jabón Protex 130 g.....	119
Figura 62: Autorrelación de residuos método de descomposición clásica Jabón Protex 130g	121
Figura 63: Gráfica probabilidad normal de residuos método Descomposición clásica	123
Figura 64: Autocorrelación de residuos para el método de suavizamiento estacional.....	124
Figura 65: Gráfica probabilidad normal de residuos - método de suavizamiento estacional.....	125
Figura 66: Serie de tiempo Suavitel Soflan adiós al planchado.....	127
Figura 67: Función de autocorrelación Suavitel adiós al planchado.....	128
Figura 68: Uso de suavizamiento exponencial lineal – Holt.....	132
Figura 69: Modelo de tendencia lineal	133
Figura 70: Verificación de existencia de estacionalidad.....	134
Figura 71: Uso de Predictor para determinar el método más preciso usando simulación.....	135
Figura 72: Función de autocorrelación de residuos para suavitel soflan	136
Figura 73: Probabilidad normal residuos método suavizamiento exponencial doble suavitel.....	138

Resumen

Los pronósticos cumplen un rol preponderante a lo largo de la cadena de suministro, permitiendo planificar diversas actividades en las empresas.

En la actualidad el trabajo de pronosticar no se centra únicamente en una sola persona, sino que se ven involucradas todas las áreas de la empresa que alimentan de información para producir pronósticos más asertivos.

A lo largo de los años y con el desarrollo de herramientas computacionales tanto en hardware como en software la tarea de análisis de modelos complejos de pronóstico se ha visto apoyada para seleccionar y utilizar métodos de pronóstico más fiables.

En la empresa seleccionada para el presente estudio el uso de los pronósticos se da de manera empírica no contando con una herramienta matemática o estadística que apoye el proceso de toma de decisiones basadas en una adecuada estimación de la demanda, esto conlleva a insatisfacción de clientes y una pérdida de la buena imagen de la empresa.

El presente trabajo tuvo como propósito plantear modelos de pronósticos que garanticen desde la teoría un método de pronóstico confiable añadiendo además de los modelos determinísticos, los modelos de simulación, utilizando herramientas computacionales, como son Minitab, Excel con su complemento Crystal Ball, para poder pronosticar las ventas de la empresa y de ese modo sea un soporte confiable para los decisores encargados de las diversas actividades que soportan sus decisiones en una estimación de las ventas, tales como los encargados del abastecimiento de la empresa.

En el estudio hecho se pudo determinar que si bien la teoría guía la selección de los métodos de pronósticos, esto no siempre implica que el método sea fiable para la serie analizada, tal como ocurrió con el SKU CD Kolynos Súper Blanco 100 cc en el que ninguno de los métodos analizados cumplió los estadísticos supuestos.

También pudo determinarse que tal como los métodos actuales de pronósticos sugieren el uso de simulación para la mejora de la calidad de pronósticos su utilización mostró en 5 de los 8 SKU pronósticos más precisos comparados con los modelos determinísticos.

En el SKU Jabón Protex 130 g se pudo determinar que el método inicialmente escogido por su precisión al no cumplir con los requisitos estadísticos de normalidad de los residuos ocasionó la elección del segundo mejor método que fue determinístico. Finalmente se recomendó el monitoreo de los métodos de pronósticos para asegurar que el método seleccionado pueda ser sustituido según el análisis respectivo.

Palabras clave: ventas, pronósticos, simulación

Abstract

Forecasts play a preponderant role throughout the supply chain, allowing various activities to be planned in companies.

Currently, the work of forecasting is not focused on just one person, but all areas of the company that feed information to produce more assertive forecasts are involved.

Over the years and with the development of computational tools in both hardware and software, the task of analyzing complex forecast models has been supported to select and use more reliable forecasting methods.

In the company selected for the present study, the use of the forecasts is given in an empirical way, not having a mathematical or statistical tool that supports the decision-making process based on an adequate estimation of the demand, this leads to dissatisfaction of clients and a loss of the good image of the company.

The purpose of this paper was to propose forecast models that guarantee a reliable forecasting method by adding, in addition to the deterministic models, the simulation models, using computational tools, such as Minitab, Excel with its Crystal Ball complement, in order to forecast the sales of the company and in that way is a reliable support for the decision makers in charge of the various activities that support their decisions in an estimation of the sales, such as those in charge of the supply of the company.

In the study done, it could be determined that although the theory guides the selection of the forecasting methods, this does not always imply that the method is reliable for the series analyzed, as it happened with the SKU CD Kolynos Super White 100 cc in which none of the analyzed methods fulfilled the supposed statistics. It could also be determined that, as the current forecasting methods suggest the use of simulation for the improvement of the quality of forecasts, its use showed in 5 of the 8 SKUs more accurate forecasts compared with the deterministic models.

In the SKU Soap Protex 130 g it was determined that the method initially chosen for its precision by not complying with the statistical requirements of normalcy of the waste caused the choice of the second best method that was deterministic.

Finally, it was recommended to monitor the forecasting methods to ensure that the selected method can be substituted according to the respective analysis.

Keywords: sales, forecast, simulation

Introducción

El presente trabajo: “APLICACIÓN DE MÉTODOS DETERMINÍSTICOS Y DINÁMICOS PARA CALCULAR LOS PRONÓSTICOS DE LA DEMANDA EN LA CADENA DE SUMINISTRO DE LA EMPRESA CHICLAYANA SIPÁN DISTRIBUCIONES S.A.C. UTILIZANDO MINITAB Y ORACLE CRYSTAL BALL.” permite analizar diversos métodos de pronósticos determinísticos para estimar la demanda en la empresa SIPAN DISTRIBUCIONES S.A.C., asimismo utilizar métodos dinámicos que permitan analizar numerosos escenarios posible para dichos pronósticos incluyendo modelos de simulación. El propósito es poder efectuar un pronóstico preciso que genere como resultado un mejor proceso de toma de decisiones en las distintas actividades previas al proceso de ventas, para las cuales la estimación de la demanda es una actividad crítica.

El uso de los pronósticos en los diferentes rubros de los negocios data de siglos pasados, sin embargo, es el entorno actual en el que la competencia y la necesidad de tomar decisiones en periodos de tiempo más cortos hace necesario un conocimiento y aplicación efectiva de las herramientas computacionales de las que se dispone en la actualidad.

En la experiencia de la mayoría de los negocios regionales -sean estos del giro de producción o de servicios-, las decisiones tomadas en el presente que impactaran en el futuro se respaldan en la intuición; y no es que esto sea malo, pero bajo el contexto actual en el cual se mueven todos los mercados, la incertidumbre es parte de la operación de las empresas en el día a día. Para que las empresas puedan reducir este grado de incertidumbre como resultado del cambio constante del entorno, deben respaldar sus decisiones en algo más que la intuición, deben respaldarlo en la elaboración de pronósticos correctos y precisos que sean suficientes para satisfacer las necesidades de planeación de la organización

SIPAN DISTRIBUCIONES S.A.C., es una empresa que brinda a sus clientes productos en el rubro aseo y limpieza, para la empresa es crítico poder satisfacer las demandas tanto en volumen como en calidad de sus clientes. La propuesta promueve la utilización de métodos de pronóstico formales que pueda contribuir a mejorar los

procesos previos de compra y abastecimiento e inventarios para con su aliado estratégico COLGATE PALMOLIVE de tal modo que se cumplan los objetivos de fidelización hacia sus clientes, al contar con un abastecimiento eficaz.

Por estas razones se consideró pertinente llevar a cabo esta investigación para la cual se planteó la siguiente pregunta de investigación ¿Qué técnicas de pronósticos serán las más adecuadas para proyectar la venta futura de los productos que ofrece la cadena de suministro de la empresa SIPAN DISTRIBUCIONES S.A.C?

Con lo antes mencionado, el objetivo general de este trabajo fue proponer diversos métodos de pronóstico de ventas tanto determinístico como dinámicos, basado en el análisis de series de datos históricos de los productos que forman parte de la demanda en la cadena de suministro de la empresa SIPÁN DISTRIBUCIONES S.A.C.

Del mismo modo, se consideró dentro de los objetivos específicos, analizar demanda histórica de los principales productos de la línea Colgate Palmolive de la empresa SIPÁN DISTRIBUCIONES S.A.C. , para definir el patrón de comportamiento que siguen los datos, comparar distintos métodos de pronósticos y seleccionar el que devuelva los mejores resultados en términos de estimación del error de pronóstico, para ello se utilizó métodos determinísticos y dinámicos para finalmente efectuar el cálculo de la predicción de la demanda.

La hipótesis que se planteó en el presente trabajo fue que el análisis de series de datos históricos de los productos que forman parte de la demanda en la cadena de suministro de la empresa SIPÁN DISTRIBUCIONES S.A.C. permitirá diseñar un modelo de pronóstico eficiente basado en métodos determinísticos o dinámicos.

En el capítulo de análisis de los resultados, en el desarrollo de la propuesta, se procedió con la selección de los SKU que conforman el 80% del volumen de ventas para el distribuidor, para efectos de elegir los SKU más significativos y posteriormente analizar el patrón de comportamiento de cada SKU y de esa forma encontrar el método más idóneo que permita predecir las ventas de dichos SKU con el menor margen de error posible.

Finalmente en el capítulo de conclusiones y recomendaciones podemos apreciar que al utilizar los diversos métodos de análisis de los datos, así como auxiliarnos de herramientas como el PREDICTOR de CRYSTAL BALL y los modelos de riesgos del mismo CRYSTAL BALL, se aprecia que los 08 SKU seleccionados como SKU importantes según modelo de inventarios ABC, 07 de ellos puede ser predecibles pues a pesar de que todos tienen un patrón de comportamiento identificable y con un error o MAPE, menor al 30%, en uno de ellos el SKU CD Kolynos Super White 100cc no se pudo comprobar el cumplimiento de los supuestos de aleatoriedad y normalidad de los residuos en los 03 métodos seleccionados para su análisis.

Este trabajo proporciona información para la gestión de un correcto abastecimiento y desde luego tratar de reducir los costos de inventarios, contrataciones e infraestructura, actividades relacionadas con la demanda de cada uno de los SKU, lo que a su vez permitiría reducir las quejas o insatisfacciones de los clientes y por consiguiente mejorar la imagen de la empresa, por lo cual se recomendó el cambio la modalidad actual de abastecimiento por un modelo de predicción que pueda comprender mejor el comportamiento de las ventas, así como una correcta y óptima forma de realizar el abastecimiento a su aliado estratégico COLGATE PLAMOLIVE.

Capítulo I: Análisis del Objeto de Estudio

1. Ubicación.

Sipán Distribuciones es una empresa del rubro: ASEO Y LIMPIEZA, ubicada en el departamento de Lambayeque, provincia Chiclayo, distrito de la Victoria. El estudio se centró en el área de Compras y Ventas de la empresa. La empresa desde sus inicios, hasta la actualidad ha crecido rápidamente llegando a facturar de 2 a 3 millones de nuevos soles anualmente aproximadamente. En los últimos 5 años ha llegado a acumular ventas por el orden de los 17 millones de nuevos soles.

Colgate Palmolive cuya matriz esta en Nueva York, extiende sus franquicias a lo largo del mundo, siendo una de ellas Colgate Palmolive Perú, quien a su vez se asocia con sus aliados estratégicos por todo el Perú siendo uno de sus principales aliados: SIPAN DISTRIBUCIONES S.A.C.

La empresa SIPAN DISTRIBUCIONES S.A.C. fue constituida hace algunos años en la ciudad de Chiclayo, conformada por 3 accionistas: El Gerente de la empresa: Sr. Oscar Linares Rojas, Nancy Linares Rojas y Leslie Linares Balladares, estas dos últimas accionistas no ocupan cargo alguno en la empresa.

Esta empresa no cuenta con sucursales algunas ni aliados de ningún tipo, solo tiene relación directa de compras con sus proveedores: Colgate Palmolive Perú S.A., Kimberly Clark del Perú S.A., La Riojana Del Perú S.A. Fábrica Nacional De Licores, Uruma S.A.C. y British American tabaco Del Perú.

SIPAN DISTRIBUCIONES S.A.C. se encuentra legalmente constituida, siendo su Representante el Sr. Oscar Linares Rojas; sus instalaciones se encuentran en el distrito de La Victoria en la calle Yahuar Huaca 261.

SIPAN DISTRIBUCIONES S.A.C. En su constante preocupación por brindar un servicio cada vez mejor, ofrece a sus clientes la venta de productos de consumo masivo en varias categorías como lo son: Aseo y Limpieza, Tabaco, Licores y Productos Alimenticios.

La empresa realiza la gestión con sus clientes en la modalidad Pre -Venta donde el vendedor obtiene la lista de productos que necesitan los clientes realizando una visita

directa al punto de venta para su posterior reparto mediante una eficiente distribución, en las unidades móviles de la empresa.

2. Breve descripción de las áreas de SIPAN DISTRIBUCIONES.

a) Gerencia.

La gerencia la desempeña, el señor Oscar Linares Rojas y se encarga de realizar evaluaciones periódicas acerca del cumplimiento de las funciones de los diferentes departamentos, así como crear y mantener buenas relaciones con los clientes, gerentes de otras empresas y proveedores para mantener el buen funcionamiento de la empresa. Adicionalmente se encarga de que todo se conduzca bien ten términos de negocios con su aliado estratégico COLGATE PALMOLIVE PERU.

b) Administración.

Dirige las áreas críticas de la empresa, como son Ventas, Logística, Informática y contabilidad. El administrador analiza los recursos físicos, financieros y humanos con los que cuenta, planear y distribuir los mismos de una manera estratégica y eficiente, y de la misma manera evaluar continuamente cómo puede optimizar cada uno de estos recursos para el beneficio de su empresa. Esta área depende de la gerencia, pero tiene algunos privilegios para tomar decisiones por sí mismos.

c) Ventas.

Busca, sugiere y elabora planes promocionales: Regalos, Ofertas, Canjes, Descuentos, Bonificaciones, etc. para sus diversos clientes según el canal al que desee ir (mayoristas, minoristas, puestos de mercado, etc.). Esta área para su mejor desempeño se divide en dos. Una que es cobertura vertical y la otra que es cobertura horizontal.

- a. Cobertura Vertical. Compuesta por vendedores que cubre única y exclusivamente clientes llamados “Key Account” o clientes cuentas claves como son los mayoristas, distribuidores pequeños, medianos mayoristas. Desde luego el tratamiento tanto en líneas de crédito, formas de pago, volúmenes de ventas para estos clientes son muy especiales, por esta razón se divide el área de ventas en dos sub áreas.
- b. Cobertura Horizontal. Compuesta por vendedores “hormigas” o vendedores que recorren todos los puntos de ventas de una determinada zona, siendo los puntos de

ventas los detallistas o también llamados minoristas como son puestos de mercado y bodegas. Las condiciones de ventas, de plazo y de crédito prácticamente son mínimas, pues su condición de clientes pequeños así lo determina.

d) **Logística.**

El jefe de logística se encarga de analizar y supervisar todas las acciones que correspondan al correcto abastecimiento (logística de entrada) y correcta distribución (logística de salida). La empresa considera importante dividir esta área por la dimensión e importancia que tiene para el correcto funcionamiento de las ventas de la empresa.

El término que se utilizará de ahora en adelante cuando referenciamos a un producto en particular, le llamaremos SKU (su sigla en inglés es: Stock keeping unit), que hace referencia a un identificador que se usa en el mercado con la finalidad de permitir el seguimiento general de los productos y servicios ofrecidos a los clientes. Ejemplo: SKU Crema Dental Kolynos Súper Blanco 22 ml.

- a. **Compras.** Esta área se encarga del abastecimiento de los productos de la firma Colgate Palmolive y otros proveedores hacia la empresa Sipán. Coordina los trenes de despacho, envío correcto de la mercadería, así como los productos enviados por el área del Trade Marketing de Colgate. Maneja también el tema de las devoluciones, así como informar periódicamente cuando un producto no está rotando para que Colgate pueda apoyar en su venta.
 - b. **Distribución.** Se encarga del correcto abastecimiento de los productos de la empresa Sipán hacia los puntos de ventas. Que llegue conforme en cantidad y sobretodo en el día en que el cliente así lo solicito. Coordinar horarios y recepcionar los pagos que le hiciese los puntos de ventas. Esta área lo conforma los choferes, repartidores y cobradores.
- e) **Informática.**
- a. **Facturación.** Procesa los pedidos que los vendedores realizan en el día a día, tanto de cobertura horizontal como los de vertical. Así mismo todo lo que es documentación mercantil se procesa aquí, notas de crédito, notas de débito, etc.
 - b. **Asistente técnico.** Se encarga de ver la funcionabilidad de los sistemas informáticos de la empresa. Así mismo apoya en el tema de soporte de la red y de infraestructura de TC.

f) **Contabilidad.**

Llevar a cabo la recepción y verificación de los documentos de ingresos y egresos existentes, así como llevar los registros contables para poder determinar los costos que se generen en la empresa y de ese modo facilitar la formulación, ejercicio y evaluación de los presupuestos de la empresa. El contador de la empresa desempeña su rol en forma permanente. Cuenta con sus ayudantes técnicos en contabilidad.

3. Situación problemática

Usualmente la actuación administrativa adecuada supone la toma de decisiones correcta, sin embargo, esta toma de decisiones debe examinar diversos factores que se involucran tales como el entorno cambiante, la organización misma que también sufre cambios constantemente. Ello ocasiona que el administrador actual necesite de las herramientas que permitan mejorar su proceso de toma de decisiones. Dentro de ellas puede apoyarse en los métodos cuantitativos que le brinde la posibilidad de plantear escenarios futuros y a su vez pronosticar las variables de interés para su organización. Esta información conllevará a que todas las decisiones que provengan del pronóstico efectuado se vean apoyadas en este dato, que mientras más preciso sea permitirá una mejora considerable en la empresa, a nivel de costos e ingresos con la consiguiente mejora en los beneficios.

La elaboración de pronósticos es parte integral de la toma de decisiones; durante los últimos años se ha visto su crecimiento como disciplina, se ha ido transformando en los profesionales en ejercicio tanto como para los académicos, de tal modo que hoy disponemos de muchos programas basados en computadora que se especializan en estos temas.

SIPAN DISTRIBUCIONES es una empresa dedicada a varios rubros del negocio de abarrotes. Predominan principalmente dos tipos de líneas, una de ellas que será motivo de nuestro estudio es la de COLGATE PALMOLIVE y la otra es productos de la empresa GLORIA.

La modalidad que la empresa utiliza para abastecerse como empresa es realizando los pedidos a su aliado estratégico llamado COLGATE PALMOLIVE utilizando para ello

reportes de sistema y desplazamiento de productos hacia el mercado. No utiliza claramente un método de pronóstico basado en modelos matemáticos o programas de computadora, sino más bien en base a una apreciación tomando en cuenta los reportes de ventas mensuales.

La elección del mencionado método puede ocasionar algunos problemas puntuales, siendo uno de ellos el caso en que la demanda de un determinado producto ha superado el stock que tiene la empresa a nivel de productos, ocasionando por supuesto malestar e insatisfacción por parte del cliente entre otras situaciones negativas para la imagen de la empresa.

Es importante orientar al decisor en el terreno del abastecimiento, para poder proporcionarle información sobre la importancia de utilizar un método de predicción para la demanda, así como los beneficios que traen estos métodos en el óptimo uso de los recursos de la organización.

La presente investigación se centró en identificar cual es el comportamiento sea éste temporal o causal que tienen los principales productos (SKU) de la cartera de la línea COLGATE PALMOLIVE para luego determinar el método más efectivo de pronóstico y finalmente diseñar un modelo en el cual el decisor pueda basarse y realizar o gestionar su abastecimiento utilizando para ello métodos determinísticos y dinámicos.

4. ¿Cómo se manifiesta y qué características tiene??

El uso de métodos informales de pronóstico en las empresas ocasiona una serie de dificultades que se centran de manera principal en la imposibilidad de tomar decisiones adecuadas y que permitan un correcto funcionamiento de las principales actividades de la empresa. Indicaremos algunos de los principales problemas generados por este uso inapropiado de pronósticos.

- a) Si la demanda total es superior al stock que como empresa se tiene, se tendrá demanda no satisfecha, generando malestar en los clientes quienes probablemente no retornen y que además ofrezcan una mala referencia de la empresa.
- b) Si la demanda es menor al stock de cada SKU podría provocar pérdidas asociadas a invertir en productos de pobre rotación mientras que podría sacrificarse la

oportunidad de abastecerse de productos de rotación mayor, además de incurrir en costos de almacenamiento.

5. Descripción de la metodología empleada.

5.1 Tipo de investigación.

El tipo de investigación es de nivel o alcance descriptivo, permitirá identificar los elementos más importantes del problema asociado con los pronósticos pues se desea determinar si la obtención de un pronóstico preciso tendrá impacto sobre las decisiones de compras, que permita mejorar las condiciones actuales en las que se toman las mismas y también es de carácter propositivo dado que se efectúa luego una propuesta de los métodos más adecuados para efectuar la estimación de las ventas y su efecto en los costos de inventario.

5.2 Método de investigación

El método de la investigación es cuantitativo, el mismo que según Palella (2012), requiere el uso de instrumentos de medición y comparación, que proporcionan datos cuyo estudio necesita la aplicación de modelos matemáticos y estadísticos. Por ello, se afirma que se fundamenta en el científicismo y el racionalismo. El conocimiento está basado en los hechos. La objetividad es la manera de alcanzar un conocimiento utilizando la medición exhaustiva y la teoría.

Es así que este método empleado ha permitido determinar para los SKU's seleccionados la alternativa de un método formal de pronóstico de las ventas que tenga un efecto en las decisiones de compras y que permitan reducir los costos de inventarios.

5.3 Diseño de investigación

Asimismo, el diseño de la investigación es no experimental, puesto que no se efectuará manipulación de las variables del modelo, y transversal, pues la información presentada y recolectada en el presente estudio corresponde a datos de una serie de tiempo en las que se evaluará el ajuste a un modelo determinístico y dinámico para poder efectuar el pronóstico de las ventas.

5.4 Población y muestra.

Se han utilizado los datos de pedidos para obtener a partir de ellos los valores que se utilizarán para analizar el comportamiento de la venta histórica, de modo que la información hallada en los datos permita seleccionar una o más técnicas apropiadas para pronosticar series con el patrón detectado.

El número de periodos considerado en el análisis histórico es de 5 años, que van desde el año 2012 al 2016.

Para seleccionar los datos a considerar para efectuar el pronóstico se considerará la tabla 1 propuesta por Hanke (2008), obtenida a partir de los resultados de la M3-IJF Competition, en la cual diferentes expertos utilizaron su metodología de pronósticos favorita para generar pronósticos de más de tres mil diferentes series de tiempo, la cual se resume en la tabla siguiente.

Tabla 1

Métodos de pronósticos de serie de tiempo y causales según horizonte y patrón de datos

<i>Método</i>	<i>Patrón de datos</i>	<i>Horizonte de tiempo</i>	<i>Tipo del modelo</i>	<i>Datos mínimos requeridos</i>	
				<i>No estacionales</i>	<i>Estacionales</i>
Simple	ST, T, S	S	TS	1	
Promedios simples	ST	S	TS	30	
Promedios móviles	ST	S	TS	4-20	
Suavizamiento exponencial	ST	S	TS	2	
Suavizamiento exponencial lineal	T	S	TS	3	
Suavizamiento exponencial cuadrático	T	S	TS	4	
Suavizamiento exponencial estacional	S	S	TS		2 × s
Filtración adaptativa	S	S	TS		
Regresión simple	T	I	C	10	
Regresión múltiple	C, S	I	C	10 × V	
Descomposición clásica	S	S	TS		5 × s
Modelos de tendencia exponencial	T	I, L	TS	10	
Ajuste de la curva <i>S</i>	T	I, L	TS	10	
Modelos de Gompertz	T	I, L	TS	10	
Curvas de crecimiento	T	I, L	TS	10	
Census <i>X</i> -12	S	S	TS		6 × s
Box-Jenkins	ST, T, C, S	S	TS	24	3 × s
Indicadores principales	C	S	C	24	
Modelos econométricos	C	S	C	30	
Regresión múltiple de series de tiempo	T, S	I, L	C		6 × s

Patrón de datos: ST, estacionario; T, de tendencia; S, estacional; C, cíclico

Horizonte de tiempo: S, corto plazo (menos de tres meses); I, mediano plazo; L, largo plazo

Tipo de modelo: TS, serie de tiempo; C, causal

Estacional: S, longitud de la estacionalidad

Variable: V, número de variables

Nota: Tomado de Pronósticos en los negocios. Copyright 2008 por Hancke.

5.5 Operacionalización de variables.

Variables	Indicadores	Sub indicadores	Técnicas
Series de datos históricos.	Volúmenes de venta histórica. Volúmenes de compra histórica.	<ul style="list-style-type: none"> - Unidades compradas - Unidades vendidas - Costo de inventarios - Stock de piso 	Observación documental Extracción de información de base de datos
Métodos de pronóstico	Predicción de ventas.	<ul style="list-style-type: none"> - Modelo de pronóstico. - Técnica de pronóstico elegida. - Error de pronóstico. - Supuestos del modelo de pronóstico. 	Observación documental Extracción de información de base de datos Modelado en programas computacionales.

5.6 Técnicas e instrumentos de recolección de datos.

Para el recojo de la información se realizó entrevistas directas a los implicados en la realidad problemática como son, gerentes de áreas de la empresa (compras, ventas y almacén).

Se efectuó análisis documental de toda la información que nos fue proporcionada por la empresa en estudio, la cual consistió en formatos de reportes de los sistemas de información con el cual contaban.

Dado que también se nos brindó algunos archivos en Excel se utilizó técnicas de extracción de información de base de datos utilizando lenguaje de consultas estructuradas (SQL) para obtener la información de las series de tiempo analizadas en el presente estudio.

5.7 Análisis estadístico de los datos.

Los datos tienen representación numérica y se los analizó con procedimientos estadísticos. Una vez obtenidos los datos históricos se procedió a registrarlos de forma matricial en una herramienta de software estadístico y se efectuó una exploración en busca de patrones de datos de series de tiempo (Tendencia, Estacional, Estacionario, Aleatorio), para con dicha información adoptar un criterio de selección de una técnica de pronóstico apropiada para el tipo de patrón de datos encontrado.

Una vez que se hubieron seleccionado las técnicas de pronósticos sugeridas según el patrón de datos encontrado, se efectuó el análisis de la precisión de la técnica empleada con la serie de datos histórica de ventas de cada SKU y se comparó dichas técnicas en función del error de pronóstico que éstas producían, utilizándose para ello la raíz del error cuadrado medio o RMSE, siendo éste una medida del error que mide la desviación de la serie pronosticada respecto al dato histórico de la venta real en las mismas unidades que la serie original analizada.

Enseguida se seleccionó tentativamente la técnica que devolvió el menor error para finalmente verificar en ésta técnica el cumplimiento de los supuestos estadísticos que permitirían asumir que la técnica escogida es adecuada para utilizarla para pronosticar y con ello poder proponer su uso en cada SKU.

El análisis de los datos utilizados en la construcción del modelo de simulación se analizó en base a la evaluación del pronóstico obtenido y su grado de precisión respecto a la situación actual y el método utilizado hoy en día en la empresa.

Capítulo II. Marco teórico

1. Antecedentes.

Nieto (1989) menciona que los modelos para determinar stock de seguridad permiten cubrir los errores que presentan los pronósticos de la demanda y las variaciones inesperadas de la misma, por lo que plantea en su trabajo la aplicación de dos modelos frente al utilizado actualmente para presentar la evaluación del desempeño de los tres modelos y mostrar cuál es el mejor con respecto al ahorro en almacenamiento y nivel de servicio que garantiza. El interés de esta investigación es siempre orientado a utilizar modelos matemáticos para evitar que la empresa caiga en sobrecostos.

De otro lado, el trabajo de García y Mora (2004) plantea como objetivo generar una herramienta matemática apoyada en el análisis factorial y modelos de series de tiempo apto para valorar el riesgo al que se puede exponer una empresa en el proceso de transporte de carga. Se destaca la importancia de prever el futuro minimizando el riesgo a través de los mencionados modelos. La herramienta propuesta está basada en un modelo robusto de simulación de los procesos de transporte de la empresa asegurada o a asegurar, basada en regresión lineal, capaz de explicar el comportamiento de una empresa de acuerdo con su actividad dentro del mercado probándose esta herramienta en varias empresas del rubro, brindando resultados satisfactorios.

Así mismo Álvarez (2006) ha realizado el análisis de los procesos de gestión de inventarios y de la planificación de las compras realizadas en una distribuidora de productos de consumo masivo que tiene cerca de dos años funcionando. Su propuesta de mejora se basa en dos aspectos muy elementales y a su vez complementarios, ellos son: implementar pronósticos de ventas y mejorar la gestión de los inventarios. El estudio concluye que la empresa tuvo un ahorro anual de S/. 47,261, debido a la eliminación del sobre stock del inventario. El autor vuelve a enfatizar la importancia de la minimización de costos al planificar de manera eficiente las compras.

Es así que Barragán (2009) recalca la importancia de mostrar los potenciales beneficios económicos y estratégicos que ofrece la utilización de metodologías de pronósticos para el planeamiento operacional y la aplicación de políticas de control coordinado de ítems, siendo esta una mejor práctica frente a la administración optimizadora individual de productos. Logra concluir importantes resultados en su

propuesta, siendo algunos de sus resultados la disminución del 42% del inventario promedio, un 84% menos de “stockouts” y una reducción del 43% en el costo total relevante de la gestión en el primer año traduciéndose en una evaluación económica que viabiliza el proyecto con un VAN de S/. 46,105 y un TIR de 67.7%.

A efecto de seleccionar de forma adecuada el conjunto de productos que se deben pronosticar en una organización se debe elegir un conjunto de criterios existentes. Parada (2009) al respecto señala que un sistema de control de inventario eficiente no trata por igual a todos los renglones en existencia, sino que aplica métodos de control y análisis en correspondencia con la importancia económica relativa de cada producto. Por ello, plantea una cuestión vital ¿cómo clasificar los productos en inventario con un impacto efectivo y eficiente en la administración empresarial? Se ha generalizado, en la práctica, diferenciar la gestión de inventario con dependencia de las características de los artículos que lo componen y, en la literatura revisada, recomendar el método de clasificación ABC, a partir de una variable o parámetro base cuantitativo.

Román (2010) señala en su investigación “...que el problema de desabastecimiento del Seguro Social se origina a partir de la ineficiente programación de las necesidades de cada farmacia conjuntamente con el departamento de logística, como se pudo ver, se encuentran muy apartados en el organigrama...”. Esto es una cruda realidad que viven algunas organizaciones, más aún si el rubro al que se dedica es salud, evidenciando escasez de productos claves para los pacientes que tienen enfermedades crónicas. El criterio para realizar el abastecimiento se basó en lo mismo que se pidió en el año pasado, con las consecuencias ya señaladas. El autor señala que primero debe realizar una debida clasificación de inventarios en primera instancia y luego los productos estratégicos, de apalancamiento y cuellos de botella deben de contar con un modelo de revisión continua de inventarios, ya que son los más productos más importantes a controlar.

Ramos y Flores (2013) en su investigación demuestra que existen ventajas económicas y estratégicas que no son identificadas ni mucho menos practicadas por empresas pequeñas y medianas en el rubro de comercializadoras y que de empezar a hacerlo se puede obtener beneficios económicos significativos estas herramientas están aplicadas especialmente en el área logística y menciona la clasificación ABC como

método de clasificación de inventarios. A efecto de la planificación de Compras, el autor propone la utilización de métodos de pronósticos cuantitativos para determinar la estrategia de compra a utilizar, así mismo como también la gestión de la demanda que atendería la empresa. Al poder proyectar la demanda, es posible identificar los futuros picos y valles, y esto en una mejor gestión de sus recursos humanos y materiales.

La importancia de predecir, es estudiado de igual forma por Botero y Álvarez (2013) quien menciona que la mayoría de empresas deben enfrentar un problema esencial en sus operaciones: cómo analizar las circunstancias actuales para intentar predecir la demanda futura, información siempre incierta y que es crucial para el buen desempeño de la empresa en su medio competitivo. De la correcta predicción se desprenden actividades y decisiones cruciales en las operaciones de la empresa, tan importantes que pueden significar la diferencia entre la supervivencia o el fracaso de toda la organización. El objetivo principal de su investigación es, por medio de la identificación de diversos factores y variables, la caracterización del proceso de toma de decisiones respecto a qué metodología y variables usan las empresas para pronosticar la demanda futura de productos, concluyendo que el proceso de pronóstico de demanda en cualquier organización requiere de una constante revisión y redefinición, para adaptarse a las condiciones cambiantes del entorno y de la estrategia de la compañía.

En esa misma línea, Torres (2014) resalta las bondades de la aplicación de los pronósticos en las áreas de planeación administrativa, para reducir la incertidumbre y resguardar la toma de decisiones en algo más que la percepción de los empresarios. Su trabajo justifica el porqué de la importancia de planear con pronósticos y los conceptos básicos detrás de la elaboración de los mismos; la interacción entre los pronósticos y las áreas de planeación en las empresas. Parte de las conclusiones de su trabajo señala que los pronósticos pueden llegar a ser una herramienta útil dentro de la planeación de las empresas y sus formas de aplicación son ilimitadas siempre y cuando quien los ejecute los entienda, los intuya y le apasionen, y sobre todo los necesite. Finalmente argumenta que el tomador de decisiones, se basará en números confiables y por lo tanto eliminará poco a poco el factor de incertidumbre en sus operaciones diarias, y así explotar variadas formas de aplicar esta herramienta en la administración de empresas.

Es importante señalar que los pronósticos se desarrollan metodológicamente o vale decir utilizando técnicas, tal como lo señala Eleana (2015):

Los procedimientos de pronóstico pueden también clasificarse de acuerdo con su tendencia a ser más cuantitativos o cualitativos, siendo la técnica cualitativa no se requiere de una manipulación abierta de datos, sólo se utiliza buen juicio, intuición, sentido común y experiencia" de la persona que hace el pronóstico, y lo realiza mentalmente manipulando los datos históricos recopilados.

También se debe indicar que no todas las técnicas de pronóstico son numéricas, si no que más bien las técnicas cualitativas se han de utilizar cuando el decisor lo estime conveniente, según señala el autor.

De otro lado, el autor también refiere:

... El modelo propuesto ayudará a la mejor toma de decisiones de las personas involucradas en la venta de este producto en el mercado. Que sí es posible generar pronósticos de ventas más acertados, así como también es posible combinar ciertos elementos del entorno económico y del historial del producto para determinar cuánto se puede vender en un período de tiempo determinado y que la modelación matemática para la toma de decisiones en las empresas es una excelente manera de prever.

Se resalta que la modelación matemática es base de las decisiones cuando de pronósticos se trata, desatacando que debe ser modelado considerando una serie de factores para mayor éxito del mismo.

Los métodos matemáticos para predecir también juegan un rol conveniente en los temas de pronósticos, existiendo varias técnicas o métodos para pronosticar cuantitativamente, tal como propone el trabajo de Zavala (2015) sobre una notable red de distribuidoras de los Estados Unidos. Su trabajo consiste en estimar la demanda a nivel SKU-distribuidor de los productos pertenecientes a la categoría más valiosa para la empresa (Aceites), creando una metodología que permita realizar estimaciones de grandes volúmenes de series de tiempo al mismo tiempo que utilice de manera inteligente la información contenida en la data transaccional utilizando técnicas de minería de datos. Además, propone la utilización de modelos ARIMA para estimar el volumen de ventas de cada distribuidor para luego desagregar a nivel de SKU modelando las participaciones de mercado utilizando regresiones y modelos de media móvil.

Finalmente, Contreras, Atziry, Martínez, y Sánchez (2016) afirman que “Los pronósticos son una herramienta que proporciona un estimado cuantitativo de la probabilidad de eventos futuros”. Este caso de estudio presenta una empresa con tendencia de crecimiento dedicada al almacenamiento de productos perecederos e incorpora técnicas de pronósticos de series de tiempo, en el volumen de ingreso y egreso de los productos en una cámara frigorífica, con el fin de estimar el volumen de almacenamiento para prever los requerimientos de instalaciones adicionales, personal y materiales necesarios para la movilidad de los productos

2. Base Teórica

2.1. Predicción

Según Pérez (2014) la predicción en el contexto científico es una declaración precisa de lo que ocurrirá en determinadas condiciones especificadas. Se puede expresar a través del silogismo: "Si A es cierto, entonces B también será cierto.

2.2. Los pronósticos

Un pronóstico de ventas es una estimación o nivel esperado de ventas de una empresa, línea de productos o marca de producto, que abarca un periodo de tiempo determinado y un mercado específico (Kotler, 2002). Por otro lado, Adam y Ebert, indican que “el Pronóstico es un proceso de estimación de un acontecimiento futuro, proyectando hacia el futuro datos del pasado. Los datos del pasado se combinan sistemáticamente en forma predeterminada para hacer una estimación del futuro” (Adam, Ebert, Rodríguez Rodríguez, & Porras Ruíz, 1991) De acuerdo a Hillier y So (1996), el pronóstico es una herramienta básica en la toma de decisiones de la administración y en particular, es un componente esencial para que cualquier sistema de inventarios tenga éxito.

2.3. Importancia de los pronósticos

Para Hanke y Wichern (2010), todas las organizaciones operan en una atmósfera de incertidumbre y a pesar de este hecho, se deben tomar decisiones que afectan el futuro de la organización. Para los gerentes de organizaciones, las conjeturas académicas son más valiosas que las no académicas. Así, quienes toman decisiones lo harán mejor si a partir de la comprensión de las técnicas de pronóstico, las utilizan de manera adecuada, en vez

de que se vean forzados a planear el futuro sin el beneficio de esta valiosa información complementaria.

Es claro el hecho de que el pronosticar abarca casi todas las funciones de la empresa, de tal forma que en la actualidad es casi impensable que existan compañías que no realicen algún tipo de pronósticos, pero esta necesidad no sólo se centra en el punto de observar la importancia que tiene el combinar la intuición con la técnica, para Plossl (1975), los diferentes tipos de pronósticos que se pueden realizar en una empresa se resumen de la siguiente forma:

Pronóstico	Requerido por
1. Formaciones de familias	Comercialización: determinar el crecimiento potencial total del mercado
2. Producción total	Fabricación: programa de expansión de requerida los próximos la planta cinco años
3. Cantidad de horas (por tipo) requeridas próximos dos años	Fabricación: presupuesto de capital del siguiente año
4. Ventas del próximo año de productos individuales	Ventas: cuotas Finanzas: presupuestos de gastos familias Fabricación: capacidades de trabajador y de máquina Control del material: requerimientos estacionales de inventario y pedidos de compra abiertos
5. Ventas para el siguiente trimestre de productos	Control de material: capacidades del trimestre de productos centros de trabajo, componentes individuales fabricados y comprados
6. Ventas para la próxima semana de productos	Control de material: programas de semana de productos montaje y prioridades de despacho individuales

Figura 1. Tipos de Pronósticos y sus Aplicaciones. Copyright 1975 por Plossl

Los Pronósticos son elementos importantes para una organización ya que la mayoría de las veces éstos son considerados como pieza clave para la toma de decisiones dentro de la empresa. Así como, la base para la planeación corporativa a largo plazo. (Chase, Jacobs, & Aquilano, 2009) Por lo regular un Pronóstico exacto es casi imposible de obtener. Considerando el ambiente donde se desarrollan las empresas, existen diferentes factores que son difíciles de predecir. Por esta razón, la persona responsable de generar los Pronósticos no debería enfocar sus esfuerzos en buscar un pronóstico exacto, sino más bien debería fomentar la práctica de una revisión continua de los pronósticos y aprender a vivir con pronósticos imprecisos. Esto no significa que debe aceptar cualquier modelo o

metodología, sino que debe buscar de manera continua una metodología que le ofrezca un Pronóstico aceptable dentro de lo razonable.

Tanto Ballou (2004) como Chase et al. (2009), coinciden en que un Pronóstico conforma la base para la planeación y control de áreas funcionales como: Finanzas, para la planeación de presupuestos y control de costos; Marketing, para pronosticar las ventas, planear productos nuevos y determinar las compensaciones del personal de ventas; Producción y Operaciones, para la selección de procesos, planeación de capacidades y distribución de instalaciones, planeación de la producción, programación y control de inventarios.

Por otro lado, Nahmias, Edición, Luis, y Echeverri (2007) resalta la importancia del Pronóstico al indicar que éstos juegan un papel central en la función de operaciones de una compañía ya que toda la planeación de negocios se basa en pronósticos: las ventas de productos nuevos o existentes, los requerimientos y necesidades de materias primas, las habilidades cambiantes de los trabajadores, las necesidades de capacidad, etc.

2.4. El papel del pronóstico en una cadena de suministro

Los pronósticos de la demanda forman la base de toda la planeación de la cadena de suministro. Considere el enfoque de empuje/tirón de la cadena, todos los procesos de empuje en la cadena se realizan con anticipación a la demanda del cliente, mientras que todos los procesos de tirón se realizan en respuesta a la demanda del cliente. Para los procesos de empuje, el gerente debe planear el nivel de actividad, ya sea en la producción, el transporte o en cualquier otra actividad planeada. Para los procesos de tirón, el gerente debe planear el nivel de capacidad disponible y el inventario, pero no la cantidad real que será ejecutada. En ambos ejemplos, el primer paso que el gerente debe tomar es pronosticar cuál será la demanda del cliente. (Chopra & Meindl, 2008)

Por ejemplo, Dell ordena componentes de computadoras personales con anticipación a los pedidos de los clientes, pero arma las computadoras en respuesta a éstos. Dell utiliza el pronóstico de la demanda futura para determinar la cantidad de componentes que debe tener a mano (un proceso de empuje) y para determinar la capacidad necesaria en sus plantas (para una producción de tirón). Más arriba en la cadena de suministro, Intel

también necesita pronósticos para determinar sus propios niveles de producción e inventario. También, sus proveedores necesitan los pronósticos por la misma razón. Cuando cada etapa de la cadena de suministro realiza sus pronósticos por separado, por lo regular son muy diferentes. El resultado es un desajuste entre la oferta y la demanda. Cuando todas las etapas trabajan juntas para producir un pronóstico colaborativo, éste tiende a ser más preciso. Esta precisión permite a las cadenas de suministro tener mayor capacidad de respuesta y ser más eficientes para atender a sus clientes. (Chopra & Meindl, 2008)

2.5. Características de los pronósticos.

Los pronósticos presentan cinco diferentes características (Nahmias et al., 2007):

1. **Normalmente están equivocados.** Esta es probablemente la característica más ignorada y significativa de casi todos los métodos de pronóstico. Los pronósticos, una vez determinados, se consideran información conocida. Los requerimientos de recursos y calendarios de producción pueden necesitar modificaciones si la demanda de pronóstico prueba ser inexacta. El sistema de planeación debe ser lo suficientemente sólido para ser capaz de reaccionar ante errores de pronóstico no anticipados.
2. **Un buen pronóstico es más que un simple número.** Debido a que los pronósticos presentan equivocaciones, un buen pronóstico incluye cierta medida de error. Esto puede ser mediante un rango, o una medición de error como sería la variación de la distribución del error de pronóstico.
3. **Los pronósticos agregados son más exactos.** De acuerdo a las estadísticas, la variación del promedio de una colección de variables aleatorias independientes distribuidas de manera idéntica es menor que la variación de cada una de las variables aleatorias, independientes distribuidas de manera idéntica es menor que la variación de cada una de las variables aleatorias, esto es, la variación de la muestra media es menor que la variación de población. Este mismo fenómeno se presentan en los pronósticos. En una base porcentual, el error cometido en las ventas pronosticadas para una línea completa de productos generalmente es menor que el error cometido en el pronóstico de ventas para un artículo individual.

4. **Entre más lejano sea el horizonte de pronóstico, la exactitud de la predicción disminuirá.** Esta característica es muy intuitiva. Puede predecirse el valor que tendrá mañana el Dow Jones Industrial Average con mejor exactitud que el del próximo año.

5. **Los pronósticos no deben usarse para excluir información conocida.** Una técnica particular puede resultar en pronósticos razonablemente precisos en la mayoría de las ocasiones. Sin embargo, puede haber información disponible concerniente a la demanda futura que no se mostró en la historia pasada de la serie. Por ejemplo, la compañía puede estar planeando una venta promocional especial para un artículo en particular, por lo que la demanda probablemente será mayor que la normal. Esta información debe incluirse manualmente en el pronóstico.

2.6. Horizontes de tiempo en los pronósticos

El horizonte de tiempo de los pronósticos es una de las clasificaciones básicas de los Pronósticos. Éstos se pueden clasificar en 3 grandes dimensiones cronológicas. Los Pronósticos a corto plazo son importantes para la planeación del día a día y regularmente son medidos en días o semanas. Este tipo de pronósticos son prácticos para ventas, administración de inventarios, planes de producción que puedan generarse a partir de un sistema de planeación de requerimientos de materiales y para la planeación de requerimientos de recursos. Del mismo modo, sirven de apoyo para la programación de turnos considerando las preferencias y disponibilidades de trabajadores. (Nahmias et al., 2007)

Los pronósticos a mediano plazo se miden en semanas y meses. Éstos contribuyen en la determinación de los patrones de ventas para las disponibilidades y requerimientos de trabajadores y familias de productos. La producción a largo plazo y las decisiones de fabricación forman parte de la estrategia global de fabricación de la compañía. Un ejemplo es planear a largo plazo las necesidades de capacidad. Cuando se espera que las demandas se incrementen, la compañía debe planificar la construcción o adecuaciones de nuevas instalaciones considerando en su caso nuevas tecnologías. Las decisiones de planeación pueden requerir del despido de personal en algunas circunstancias. (Nahmias et al., 2007)

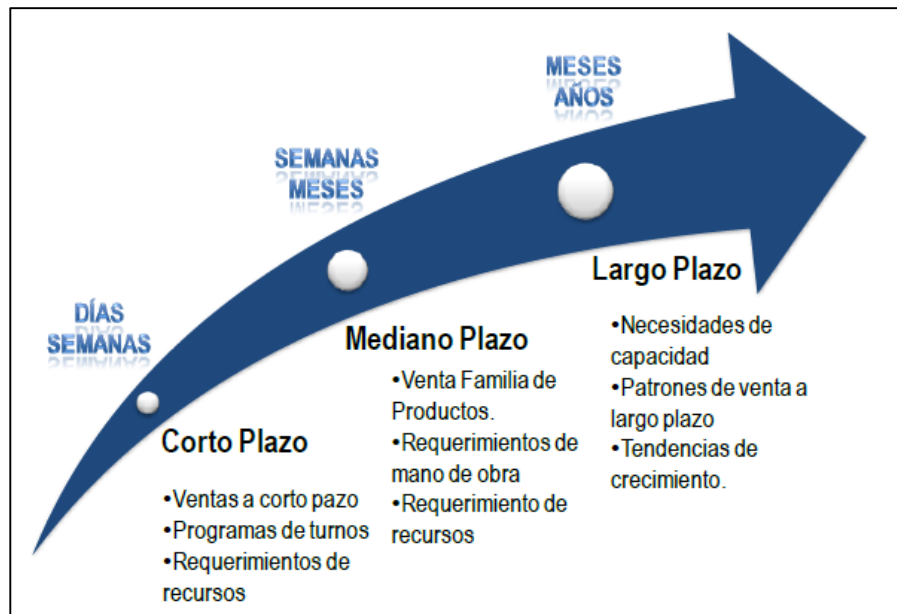


Figura 2. Clasificación cronológica de los pronósticos.

Fuente: Namhias (2007)

2.7. Clasificación de los pronósticos.

Chopra y Meindl (2008) clasifican los pronósticos como sigue:

1. **Cualitativos:** Los métodos cualitativos son principalmente subjetivos y se apoyan en el juicio humano. Son apropiados sobre todo cuando la información histórica no está disponible o existen muy pocos datos; o bien, cuando los expertos cuentan con resultados de investigación del mercado (Market intelligence) que pueden afectar el pronóstico. Tales métodos pueden también ser necesarios para pronosticar la demanda a varios años en el futuro de una nueva industria.
2. **Serie de tiempo:** Los métodos de pronóstico de series de tiempo utilizan la demanda histórica para hacer pronósticos. Se basan en la suposición de que la historia de la demanda pasada es un buen indicador de la demanda futura. Estos métodos son más apropiados cuando el patrón de la demanda básica no varía significativamente de un año al siguiente. Son los métodos más simples de implementar y pueden servir como un buen punto de inicio para el pronóstico de la demanda.

3. **Causal:** Los métodos de pronóstico causales suponen que el pronóstico de la demanda está altamente correlacionado con ciertos factores en el ambiente (el estado de la economía, las tasas de interés, etc.). Los métodos de pronóstico causales encuentran esta correlación entre la demanda y los factores ambientales y recurren a estimados de lo que serán los factores ambientales para pronosticar la demanda futura. Por ejemplo, la fijación de precios de los productos está fuertemente relacionada con la demanda. Las compañías emplean los métodos causales para determinar el impacto de las promociones de precio en la demanda.

4. **Simulación:** Los métodos de pronóstico por simulación imitan las elecciones del cliente que dan origen a la demanda para llegar a un pronóstico. Al emplear la simulación, la compañía puede combinar los métodos de series de tiempo y causales para responder muchas preguntas como: ¿cuál sería el impacto de una promoción en precio? ¿Cuál sería el impacto de la apertura de una tienda competidora cercana? Las aerolíneas simulan el comportamiento de compra del cliente para pronosticar la demanda de asientos de tarifa alta, cuando no hay asientos disponibles de tarifa baja.

Tabla 2.

Métodos cualitativos

Métodos cualitativos	Descripción del método	Usos	Exactitud (en un plazo)			Identificación del punto de	Costo relativo
			corto	mediano	largo		
1. Delphi	Pronóstico desarrollado mediante un grupo de expertos que responden preguntas en rondas sucesivas. Las respuestas anónimas del grupo retroalimentan en cada ronda a todos los participantes. Se pueden	Pronósticos de ventas a largo plazo para planeación de capacidad o instalaciones. Pronósticos tecnológicos para evaluar cuándo pueden presentarse los cambios	Regular a muy buena	Regular a muy buena	Regular a muy buena	Regular a buena	Medio a alto
2. Estudios de mercado	Grupos, cuestionarios, pruebas de mercado o estudios que se usan para obtener datos sobre las condiciones del mercado.	Pronósticos de las ventas totales de la compañía, De grupos de productos importantes o de productos	Muy buena	Buena	Regular	Regular a buena	Alto
3. Analogía de los ciclos	Predicción basada en la fase de introducción, crecimiento y saturación de productos similares. Aprovecha la curva de crecimiento	Pronósticos de ventas a largo plazo para planeación de capacidad o instalaciones.	Mala	Regular a buena	Regular a buena	Mala a regular	Medio
4. Juicio informado	Pronóstico que puede hacer un grupo o un individuo basándose en sus experiencias, intuición o hechos relacionados con la situación. No se usa un método	Pronósticos de ventas totales y de productos individuales.	Mala a regular	Mala a regular	Mala a regular	Mala a regular	Bajo

Nota: Tomado de Schroeder, R., 1996 Administración de operaciones, toma de decisiones

Tabla 3

Métodos por series de tiempo

Métodos por series de tiempo	Descripción del método	Usos	Exactitud (en un plazo)			Identificación del punto de retomo	Costo relativo
			corto	mediano	largo		
1. Promedio móvil	El pronóstico se basa en un promedio aritmético ponderado de un número de puntos de datos del pasado.	Planeación de corto a mediano plazo para inventarios, niveles de producción y programación. Es bueno cuando hay muchos productos.	Mala a muy buena	Mala	Muy mala	Mala	Bajo
2. Suavización exponencial	Similar al promedio móvil y da un mayor peso exponencial a los datos más recientes. Bien adaptado para usarse con computadoras y cuando es necesario pronosticar un gran número	Igual que el promedio Móvil	Regular a muy buena	Mala a buena	Muy mala	Mala	Medio
3. Modelos matemáticos	Un modelo lineal o no lineal ajustado con los datos de series de tiempo, normalmente mediante regresión. Incluye las líneas de tendencias, polinomios, logaritmos lineales, series	Igual que el promedio móvil pero con limitaciones debido al costo y a su uso con pocos	Muy buena	Regular a buena	Muy mala	Mala	Bajo a medio
4. Box-Jenkíns	Métodos de autocorrelación que se usan para identificar las series de tiempo subyacentes y para ajustar el "mejor" modelo. Se necesitan aproximadamente 60 puntos de datos	Limitado debido al costo de los productos que requieren de pronósticos muy exactos a corto plazo.	Muy buena a excelente	Regular a buena	Muy mala	Mala	Medio a alto

Fuente: Schroeder, R., 1996 Administración de operaciones, toma de decisiones en la función de operaciones, McGraw Hill, México, ISBN 970-10-0088-9

Tabla 4

Modelos causales

Métodos causales	Descripción del método	Usos	Exactitud (en un plazo)			Identificación del punto de retomo	Costo relativo
			corto	mediano	largo		
1. Regresión	Este método relaciona la demanda con otras variables externas o internas que tienden a cambiar la demanda. Este método de regresión utiliza los mínimos cuadrados para obtener un mejor ajuste entre las variables.	Planeación a corto y mediano plazo para producción agregada o inventarios que involucren a pocos productos. Útil cuando hay estrechas relaciones de causa y efecto.	Buena a muy buena	Buena a muy	Mala	Muy buena	Medio
2. Modelo econométrico	Un sistema de ecuaciones de regresión independientes que describe algún sector de la economía o actividad lucrativa.	Pronóstico de ventas por clases de producto para planeación a corto y mediano plazo.	Muy buena a excelente	Muy buena	Buena	Excelente	Alto
3. Modelo de insumo	Un método para pronosticar que describe el flujo de un sector de la economía a otro para predecir los insumos que se necesitan para producir los productos que requiere otro sector.	Pronósticos de ventas de toda la compañía o de todo el país por sector económico.	No disponible	Buena a muy buena	Buena a muy buena	Regular	Muy alto
4. Box-Jenkins	Simulación del sistema de distribución para describir los cambios en las ventas y flujos del producto en el tiempo. Refleja los efectos del canal de distribución.	Pronósticos de las ventas de toda la compañía por grupos importantes de productos.	Muy buena	Buena a muy buena	Buena	Buena	Alto

Fuente: Schroeder, R., 1996 Administración de operaciones, toma de decisiones en la función de operaciones, McGraw Hill, México, ISBN 970-10-0088-9

Capítulo III. Análisis de los resultados

1. Clasificación de los inventarios utilizando el método: **Activity Based Costing (ABC) de los productos de código único (SKU) de Colgate Palmolive. (Empresa Sipán Distribuciones S.A.C.)**

Previo al análisis del comportamiento de los datos, se seleccionó los productos de código único (SKU's) considerados relevantes, ya que actualmente son en total 52 productos, dentro de los cuales se cuenta con cremas dentales, cepillos dentales, enjuagues bucales, jaboncillos y enjuagues de ropa.

Se utilizó el método de clasificación de inventarios ABC, el cual considera identificar qué productos representan la mayor parte del valor del inventario, midiéndose su uso en dinero.

Estos productos son aquellos cuyas valorizaciones (precio unitario por consumo o demanda) constituyen % elevados dentro del valor del inventario total.

Aproximadamente el 20% del total de los productos, representan un 80% del valor del inventario, mientras que el restante 80% del total de los productos inventariados, alcanza el 20% del valor del inventario total.

El gráfico ABC (o regla del 80/20) es una herramienta que permite visualizar esta relación y determinar, qué productos son de mayor valor, optimizando así la administración de los recursos de inventario y permitiendo tomas de decisiones más eficientes.

Según este método, se clasifican los productos en clases, generalmente en tres (A, B o C), permitiendo dar un orden de prioridades a los distintos productos.

2. Clasificación de los inventarios por el método Activity Based Costing (ABC) en los SKU según ventas de Sipán Distribuciones.

Tabla 5

Clasificación ABC de productos distribuidos por SIPÁN DISTRIBUCIONES

PRODUCTO (SKU)	SOLES	%	← Acumulad	Items	Clasificacion
CD COLGATE TRIPLE ACCION 75ML * 6 DO	\$/. 1,345,985.00	18.39%	18.39%	1	A
CD KOLYNOS SUPER WHITE 100CC	\$/. 951,368.00	13.00%	31.39%	2	
CD COLGATE HERBAL WHITENING 90GR	\$/. 810,652.00	11.03%	42.47%	3	
CD KOLYNOS SUPER WHITE 75CC	\$/. 687,451.00	9.39%	51.86%	4	
CEP. KOLYNOS MASTER PLUS 12*14	\$/. 602,875.00	8.24%	60.10%	5	
CEP. ULTRA PREMIER MD 14*12GR.2 CEP	\$/. 564,957.00	7.72%	67.82%	6	
JAB. PROTEX 130GR. CAJA *72	\$/. 468,752.00	6.41%	74.23%	7	
SUAVITEL SOFLAN ADIOS AL PLANCHADO	\$/. 406,581.00	5.56%	79.78%	8	
CD COLGATE MENTA PURA 75CC	\$/. 200,454.00	2.74%	82.52%	9	B
CD KOLYNOS SUPER WHITE 220CC	\$/. 170,988.00	2.34%	84.86%	10	
CD KOLYNOS HERBAL 90G	\$/. 137,141.00	1.87%	86.73%	11	
JAB. PALMOLIVE 75GR. CAJA *72	\$/. 105,987.00	1.45%	88.18%	12	
CD MENTA PURA 220CC	\$/. 85,463.45	1.17%	89.35%	13	
JAB. PROTEX 75GR. CX72	\$/. 74,650.98	1.02%	90.37%	14	
CD COLGATE TRIPLE ACCION 22ML. C12.DOC	\$/. 65,832.57	0.90%	91.27%	15	
DEO MENNEN LSS DEF. CREMA TALC12GR.	\$/. 58,641.27	0.80%	92.07%	16	
SUAVITEL 1000CCX12	\$/. 45,823.02	0.63%	92.69%	17	
DEO MENNEN SS 24/7 ACTIVE CREMA 12GR.	\$/. 36,548.78	0.50%	93.19%	18	
COLGATE ANTISARRO 90GR.	\$/. 32,537.45	0.45%	93.64%	19	
CEP. DENTAL COLGATE KIDS	\$/. 31,208.11	0.43%	94.07%	20	
JAB. PALMOLIVE 130GR. CX72	\$/. 28,974.56	0.40%	94.46%	21	
SUAVITEL FRINFRS ADIOS AL PLANCHADO 180CM3	\$/. 26,784.24	0.37%	94.83%	22	
JAB. PAL. 90GR. CX72	\$/. 25,500.00	0.35%	95.18%	23	
SUAVITEL PRIMAVERAL 5LIT.	\$/. 25,039.68	0.34%	95.52%	24	
COLGATE EXTRA CLEAN MED. PAQ. 2X1	\$/. 24,308.77	0.33%	95.85%	25	
CD KOLYNOS FRESH BLUE WAVE 90GR	\$/. 22,547.69	0.31%	96.16%	26	
CD COLGATE BOB SPONGE 75ML.	\$/. 21,934.57	0.30%	96.46%	27	
SUAVITEL 1900CC	\$/. 21,931.88	0.30%	96.76%	28	
CEP. COLGATE PREMIER ULTRA MED. COLGATE CX12	\$/. 21,752.10	0.30%	97.05%	29	
SUAVITEL SOFLAN SINENJ. 90CM3	\$/. 21,686.66	0.30%	97.35%	30	
SUAVITEL SOFLAN SINENJUAGUE 180CM3 CX48	\$/. 21,436.14	0.29%	97.64%	31	
ENJ. BUC. COLGATE PLAX COMPLETE CARE 500ML.	\$/. 21,423.37	0.29%	97.94%	32	
SUAVITEL ADIOS AL PLANCHADO 850CC. C12	\$/. 21,415.38	0.29%	98.23%	33	
CREMA DENTAL COLGATE MENTA 150CC. CX48	\$/. 21,200.00	0.29%	98.52%	34	
DEO MSS 24/7 WATERPRODT AP 130GR.	\$/. 21,107.33	0.29%	98.81%	35	
CEP. KOLYNOS MASTER NIÑO DOBLE ACCION	\$/. 12,604.80	0.17%	98.98%	36	
CD COLGATE JR. BARBIE INF. 75ML. X12	\$/. 12,455.56	0.17%	99.15%	37	
SOFLAN SUAVITEL 500C.3DOYPACKX24	\$/. 11,850.00	0.16%	99.31%	38	
ODC TOTAL 90GR. Y JAB. PROTEX ULTRA 75GR.	\$/. 11,748.03	0.16%	99.47%	39	
DEO MSS 24/7 WATERPRODT AE 100GR. C12	\$/. 11,745.21	0.16%	99.63%	40	
DEO LSS DD FLORAL FRESH AER. BONUS 130 GR.	\$/. 4,712.52	0.06%	99.70%	41	
SUAVITEL SOFLAN 1.9L	\$/. 4,545.05	0.06%	99.76%	42	
CD COLGATE MIPRI.C BAR INF. 75ML. X12	\$/. 4,267.40	0.06%	99.82%	43	
ENJUAGUE BUCAL COLGATE PLAX WHITENING 500ML	\$/. 3,234.98	0.04%	99.86%	44	
DEO SS 24/7 COOL FUSION AERO.	\$/. 2,189.73	0.03%	99.89%	45	
SUAVITEL SINENJ. AGUA 850CM X12	\$/. 1,161.40	0.02%	99.91%	46	
ENJ. BUC. COLGATE PLAX COMPLETE CARE 250ML.	\$/. 1,158.23	0.02%	99.92%	47	
ENJ. BUCAL COLGATE PLAX SENSITIVE 500ML	\$/. 1,131.46	0.02%	99.94%	48	
DEO LSS DD AEROSOL ACT. FRESH 100GR	\$/. 1,124.43	0.02%	99.95%	49	
SUAVITEL SOFLAN SINENJUAGUE 450CM3 CX24	\$/. 1,119.77	0.02%	99.97%	50	
ENJUA BUCAL COLGATE PLAX MINT 250ML.	\$/. 1,115.37	0.02%	99.98%	51	
ENJ. BUCAL PLAX COLGATE OVERNIGHT 250ML. CX24	\$/. 1,112.89	0.02%	100.00%	52	
	\$/. 7,318,337.15	100.00%			

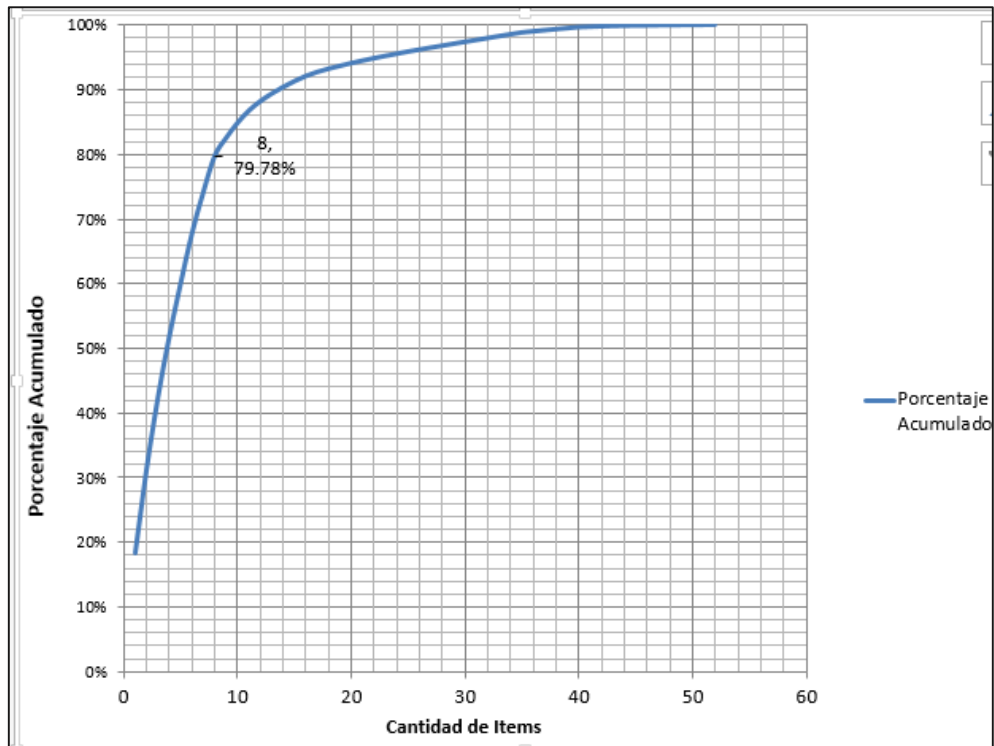


Figura 3: Cantidad de ítems y porcentaje acumulado en Inventarios ABC

Después de haber aplicado el método de la clasificación de inventarios ABC, los productos o SKU's que se clasificaron como "A", fueron:

Tabla 6

SKU's seleccionados como categoría "A"

PRODUCTO (SKU)
CD COLGATE TRIPLE ACCION 75ML * 6 DOC
CD KOLYNOS SUPER WHITE 100CC
CD COLGATE HERBAL WHITENING 90GR
CD KOLYNOS SUPER WHITE 75CC
CEP. KOLYNOS MASTER PLUS 12*14
CEP. ULTRA PREMIER MD 14*12GRT.2 CEP
JAB. PROTEX 130GR. CAJA *72
SUAVITEL SOFLAN ADIOS AL PLANCHADO 80ML.C144

3. Presentación de los resultados de ventas, tanto en unidades como en nuevos soles de los SKU's seleccionados.

Se puede apreciar las ventas en **unidades** del año 2012 de los 8 SKU que forman parte de la clasificación de inventarios ABC, en los diversos meses de ventas.

Tabla 7

Ventas en unidades - Año 2012

VENTAS EN UNIDADES	Total	%	ENE	FEB	MAR	ABR	MAY	JUN	JUL	AGO	SET	OCT	NOV	DIC
CD COLGATE HERBAL WHITENING 90GR	66.168	9,8%	4.486	4.795	4.700	4.771	5.368	4.469	4.584	5.488	6.259	6.325	6.911	8.012
CD COLGATE TRIPLE ACCION 75ML * 6 DOC	122.687	18,2%	12.673	9.787	9.121	9.365	8.965	13.196	10.964	10.544	11.882	10.834	8.348	7.008
CD KOLYNOS SUPER WHITE 75CC	130.373	19,3%	13.974	8.928	10.485	12.381	13.396	10.560	10.590	9.655	9.354	13.974	9.620	7.456
CD KOLYNOS SUPER WHITE 100CC	159.386	23,6%	16.746	10.621	11.696	18.018	14.061	11.297	18.532	11.962	10.141	13.729	11.670	10.913
CEP. KOLYNOS MASTER PLUS 12*14	97.716	14,5%	7.299	8.773	9.317	7.077	6.664	10.718	8.523	7.674	7.745	8.345	7.556	8.025
CEP. ULTRA PREMIER MD 14*12GRT. 2 CEP	78.706	11,7%	7.377	7.511	5.875	6.439	6.573	7.130	6.388	7.701	8.320	8.046	3.534	3.812
JAB. PROTEX 130GR. CAJA *72	9.392	1,4%	1.246	1.053	632	722	643	912	757	821	772	672	760	402
SUAVITEL SOFLAN ADIOS AL PLANCHADO 8	10.360	1,5%	854	873	669	742	766	700	844	909	1.003	974	1.031	995
venta neta total	674.788	100,0%	64.655	52.341	52.495	59.515	56.436	58.982	61.182	54.754	55.476	62.899	49.430	46.623

Tabla 8

Ventas en soles - Año 2012

VENTAS EN SOLES	Total	%	ENE	FEB	MAR	ABR	MAY	JUN	JUL	AGO	SEP	OCT	NOV	DIC
CD COLGATE HERBAL WHITENING 90GR	1.081.926	7,6%	73.045	78.322	76.958	74.922	88.594	72.953	74.910	90.344	102.391	103.202	113.290	132.995
CD COLGATE TRIPLE ACCION 75ML * 6 DOC	2.630.829	18,4%	279.492	217.999	200.880	189.676	188.698	289.060	226.266	234.691	237.174	234.448	176.186	156.259
CD KOLYNOS SUPER WHITE 75CC	2.226.912	15,5%	238.449	153.233	178.691	211.531	229.223	180.194	181.083	165.038	158.940	239.097	164.637	126.796
CD KOLYNOS SUPER WHITE 100CC	3.868.302	27,0%	406.426	257.772	283.861	437.298	341.262	274.179	449.772	290.318	246.122	333.202	283.232	264.858
CEP. KOLYNOS MASTER PLUS 12*14	1.372.923	9,6%	102.544	123.264	130.910	99.428	93.632	150.592	119.744	107.821	108.821	117.250	106.165	112.752
CEP. ULTRA PREMIER MD 14*12GRT. 2 CEP	1.109.758	7,7%	104.017	105.906	82.837	90.790	92.679	100.533	90.071	108.583	117.312	113.450	49.830	53.750
JAB. PROTEX 130GR. CAJA *72	1.198.420	8,4%	158.990	134.364	80.643	92.127	82.047	116.370	96.593	104.760	98.507	85.747	96.976	51.296
SUAVITEL SOFLAN ADIOS AL PLANCHADO 80ML	835.015	5,8%	68.832	70.364	53.922	59.805	61.740	56.420	68.025	73.266	80.841	78.504	83.099	80.197
venta neta total	14.324.085	100,0%	1.431.795	1.141.224	1.088.702	1.255.577	1.177.875	1.240.301	1.306.464	1.174.821	1.150.108	1.304.900	1.073.415	978.903

Como señala Krajewski (2000), los pronósticos más útiles para la resolución de problemas de planificación y el análisis de operaciones, no son los que se basan en unidades monetarias sino en unidades de productos o servicios, esto debido a la fluctuación de precios.

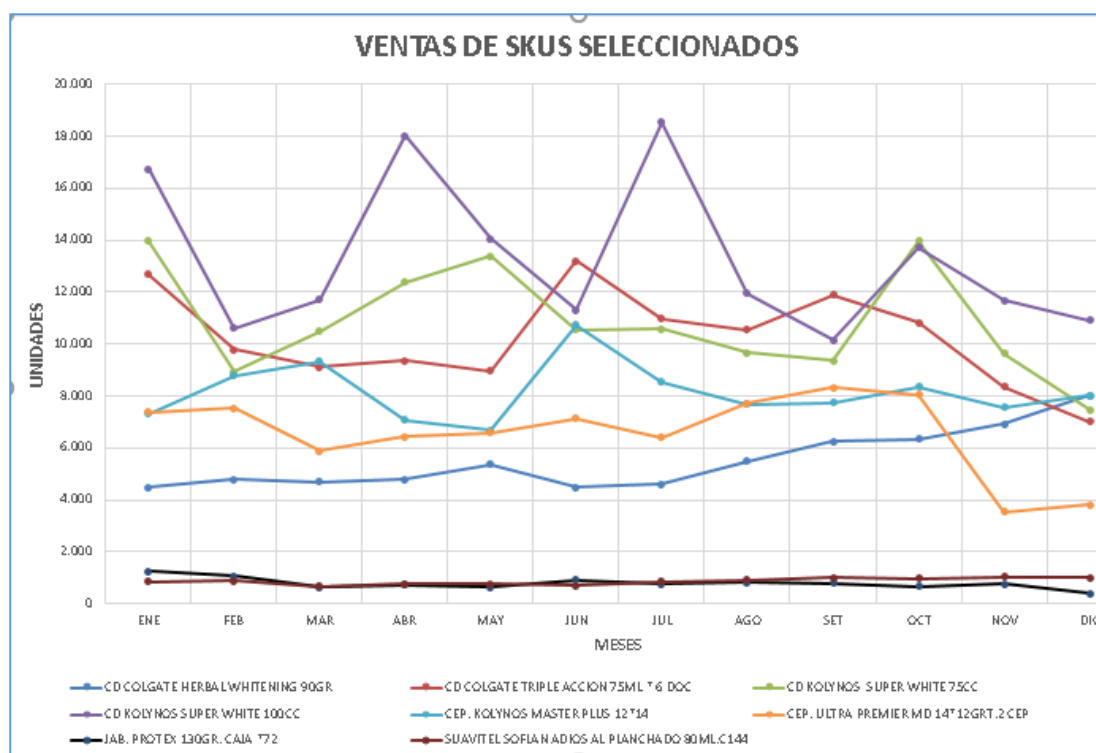


Figura 4. Consolidado de ventas en unidades SKU'S seleccionados Año 2012

Como se puede apreciar en la figura 4 existen SKU's con comportamiento estacional como Crema Dental Kolynos Super White 100 cc, otros con comportamiento tendencial como Crema Dental Colgate Herbal Whitening 90 gr y otros tienen un comportamiento estacionario tal como Jabón Protex 130 g. Enseguida se procedió a identificar objetivamente cada uno de estos patrones para la determinación del método de pronóstico más adecuado.

En términos de representatividad (porcentajes de participación de cada producto), respecto al total se evidencia que aun cuando estos 8 SKU's son los que más ventas genera en la empresa respecto a los 52 que tiene, los productos de la categoría: CREMAS DENTALES KOLYNOS son las que cuentan con mayor participación (42.9% en unidades) de todo el total y el producto con menos participación es Jabón Protex pues la distribuidora es líder en cremas dentales y su participación en el sector de jabones aún es bajo.

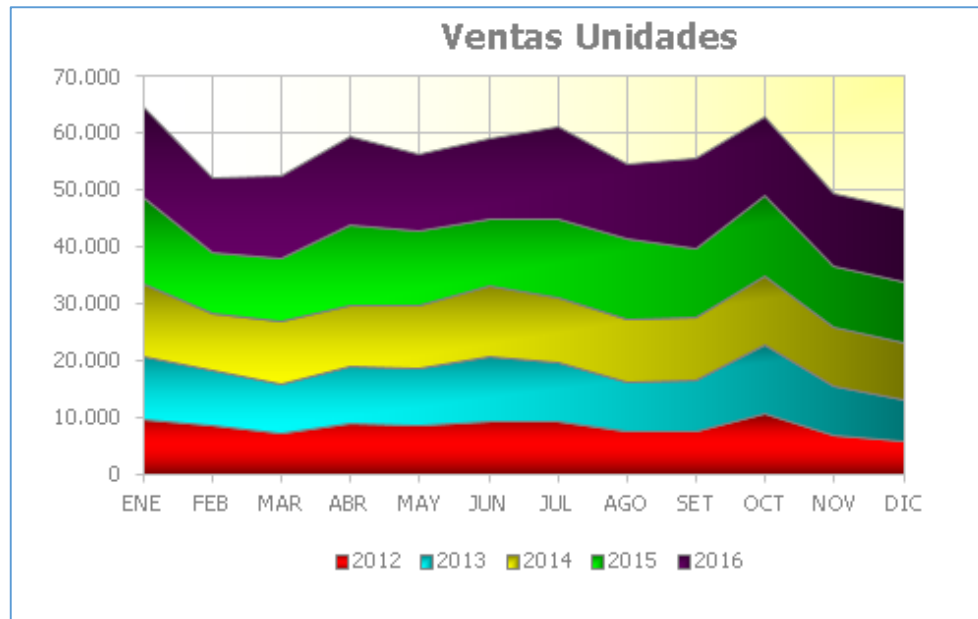


Figura 5: Ventas en unidades SKU'S seleccionados Año 2012 - 2016

En la figura 5 se puede apreciar que las ventas en unidades han ido en aumento año tras año, este análisis se hizo en conjunto, para determinar la necesidad de métodos de pronóstico que permitan la planificación dado el crecimiento paulatino de las ventas de los SKU's seleccionados.

4. Análisis efectuado para cada SKU – búsqueda de patrones de serie de tiempo.

Se analizó el comportamiento temporal para cada SKU, buscando patrones de serie de tiempo para poder seleccionar una técnica de pronóstico que considere dicho patrón y con ello se pueda obtener un pronóstico más preciso.

4.1. SKU: CD Colgate Herbal Whitening

Tabla 9

Evolución de las ventas SKU: CD COLGATE HERBAL WHITENING 90 g AÑOS 2012 – 2016

CD COLGATE HERBAL WHITENING 90GR					
VENTAS EN UNIDADES	2012	2013	2014	2015	2016
ENERO	44	95	431	1.800	2.116
FEBRERO	45	94	433	2.023	2.200
MARZO	50	94	438	2.018	2.100
ABRIL	72	116	463	2.000	2.120
MAYO	70	100	507	2.491	2.200
JUNIO	95	124	450	1.800	2.000
JULIO	80	123	430	1.900	2.051
AGOSTO	80	164	930	2.014	2.300
SEPTIEMBRE	85	333	941	2.100	2.800
OCTUBRE	86	392	1.047	1.900	2.900
NOVIEMBRE	120	392	1.399	2.000	3.000
DECIEMBRE	90	392	1.930	2.500	3.100

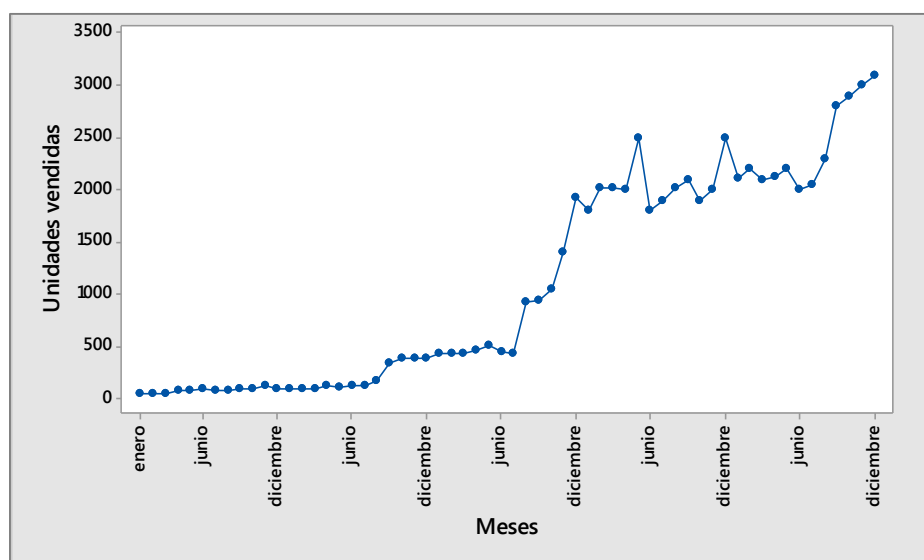


Figura 6: Serie de tiempo de CD Colgate Herbal Whitening 90 g (2012-2016)

En la figura 06 se puede observar un aumento en las unidades vendidas entre los años 2012 al 2016, la tendencia es bastante clara, igual se procedió a evidenciar la tendencia de manera objetiva analizando la función de autocorrelación.

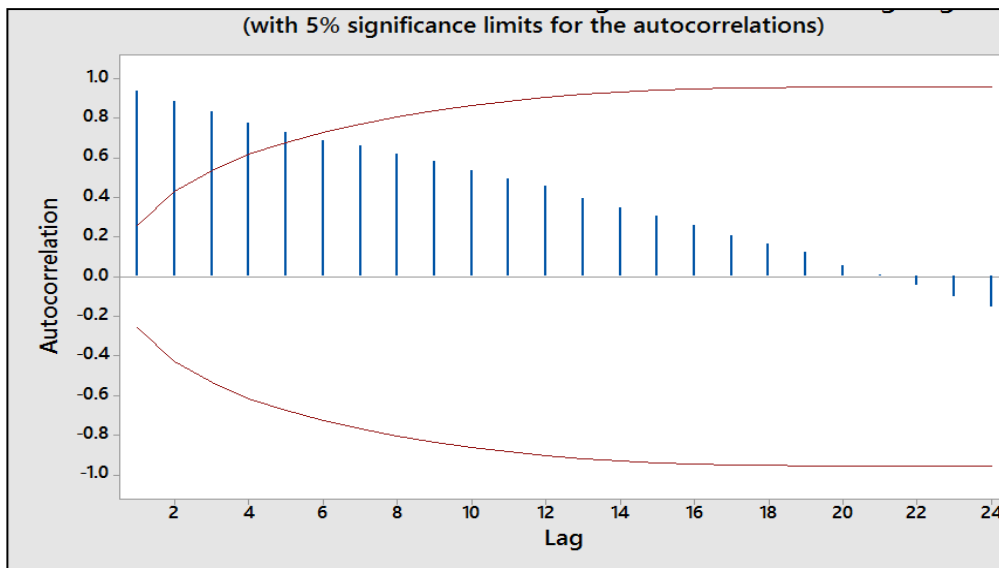


Figura 7: Función de autocorrelación para CD Colgate Herbal Whitening 90 g

En la figura 7 se puede observar claramente un patrón de tendencia, dado el comportamiento de los coeficientes de autocorrelación que inician con valores altos y van cayendo gradualmente, consistente con lo enunciado:

Si una serie muestra una tendencia, hay una relación significativa entre los valores sucesivos de la serie de tiempo. Los coeficientes de autocorrelación son usualmente grandes para varios de los primeros retrasos de tiempo y luego, conforme se incrementa el número de retrasos, caen gradualmente hacia cero (Hanke & Wichern, 2010)

Para corroborar la información gráfica efectuaremos las pruebas de hipótesis correspondientes, con ello se pretende verificar la significancia de los primeros coeficientes de autocorrelación y confirmar la tendencia hallada en la inspección gráfica.

Tabla 10

Coefficientes de la función de Autocorrelación: Crema Dental Colgate Herbal Whitening 90g

<u>Lag</u>	<u>ACF</u>	<u>T</u>	<u>LBQ</u>
1	0.937480	7.26	55.41
2	0.883295	4.12	105.45
3	0.830402	3.10	150.46
4	0.773413	2.51	190.19
5	0.728673	2.15	226.11
6	0.688483	1.89	258.76
7	0.659156	1.71	289.26
8	0.616938	1.53	316.48
9	0.582729	1.39	341.25
10	0.537210	1.24	362.72
11	0.494342	1.12	381.28
12	0.455907	1.01	397.39
13	0.391695	0.85	409.53
14	0.344851	0.74	419.15
15	0.303428	0.65	426.76
16	0.257258	0.54	432.35
17	0.206491	0.43	436.04
18	0.162314	0.34	438.37
19	0.121555	0.25	439.72
20	0.056596	0.12	440.01
21	0.008710	0.02	440.02
22	-0.044060	-0.09	440.21
23	-0.099694	-0.21	441.21
24	-0.151484	-0.32	443.58

Se prueban las siguientes hipótesis:

$$H_0 : \rho_1 = 0$$

$$H_1 : \rho_1 \neq 0$$

Si utilizamos un nivel de significancia de 0.05, y dado que contamos con una muestra grande, entonces utilizaremos como estadístico crítico el valor $Z_{0.05/2} = 1.96$, como se observa en la figura 8.

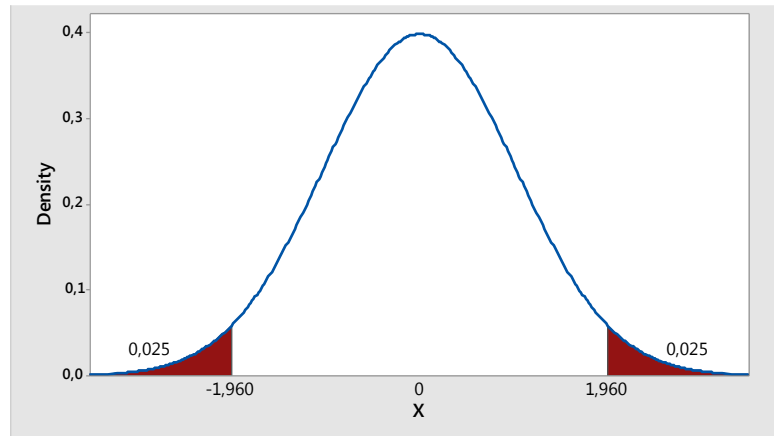


Figura 8: Gráfica de distribución normal estándar media =0 y desviación =1

Como $r_1=0.937480$ para el primer coeficiente de autocorrelación y $Z^*=1.96$, entonces se hallará el intervalo de confianza al 95% para una muestra grande con el coeficiente de autocorrelación en el retraso de tiempo 1 al 5 que gráficamente muestran ser significativos, para ello se utilizará las siguientes ecuaciones:

$$SE(r_k) = \sqrt{\frac{1 + 2 \sum_{i=1}^{k-1} r_i^2}{n}}$$

donde

- $SE(r_k)$ = error estándar (desviación estándar estimada) de la autocorrelación en retraso k
- r_i = la autocorrelación en el retraso i
- k = retraso de tiempo
- n = el número de observaciones en la serie de tiempo

Para una autocorrelación en el retraso 1, se utiliza el error estándar $\frac{1}{\sqrt{n}}$.

Donde $n=60$, correspondientes a los datos mensuales históricos de los 5 años de demanda de cada SKU.

Por tanto, los intervalos de confianza para cada uno de los 5 primeros retrasos son:

$$\text{Retraso 1: } 0 \pm Z_{0,025} \times SE(r_1) = 0 \pm 1,96(0,1291) = \pm 0,2530$$

$$\text{Retraso 2: } 0 \pm Z_{0,025} \times SE(r_2) = 0 \pm 1,96(0,2144) = \pm 0,4202$$

$$\text{Retraso 3: } 0 \pm Z_{0,025} \times SE(r3) = 0 \pm 1,96(0,2683) = \pm 0,5258$$

$$\text{Retraso 4: } 0 \pm Z_{0,025} \times SE(r4) = 0 \pm 1,96(0,3081) = \pm 0,6039$$

$$\text{Retraso 5: } 0 \pm Z_{0,025} \times SE(r5) = 0 \pm 1,96(0,3390) = \pm 0,6643$$

Quenouille (2016) y otros han demostrado que los coeficientes de autocorrelación de datos aleatorios tienen una distribución muestral que puede aproximarse mediante una curva normal, con una media de cero y una desviación estándar aproximada de $\frac{1}{\sqrt{n}}$. Sabiendo esto, el analista compara los coeficientes de autocorrelación de la muestra, con esta distribución teórica de la muestra y determinar si, para retrasos de tiempo dados, provienen de una población cuya media sea cero.

Está indicada una autocorrelación significativamente diferente de 0, siempre que un valor de un coeficiente de autocorrelación cayera fuera de los límites de confianza correspondientes (Hancke, 2000).

En el caso de los coeficientes de autocorrelación de orden 1 al 5, se pudo observar que están fuera del intervalo de confianza hallado para cada retraso y luego son no significativos y van cayendo gradualmente hacia cero, lo cual teóricamente coincide con las series de tiempo con un patrón de tendencia.

Para la selección de una técnica de pronóstico que pueda utilizarse con series de tiempo con presencia de un patrón de tendencia, utilizaremos la tabla 1 mostrada anteriormente, de ellos se eligen los mostrados en la tabla 11.

Tabla 11

Métodos de pronóstico para datos con tendencia

Método	Patrón de datos	Tipo del modelo	Datos mínimos requeridos	
			No estacionales	Estacionales
Suavizamiento exponencial lineal	S	TS	3	
Curvas de crecimiento	S	TS	10	
Box-Jenkins	ST,S,T,C	TS	24	3 x s

Como se puede apreciar en dicha tabla, algunos de los métodos sugeridos incluyen Suavizamiento exponencial lineal, los modelos de curva de crecimiento y el modelo de Box-Jenkins (ARIMA), además de cumplir con el requisito del número mínimo requerido para el uso de cada método.

Se utilizarán los dos primeros métodos mencionados para evaluación de los modelos determinísticos y el modelo de Box-Jenkins en el análisis de simulación.

MÉTODO 01: SUAVIZAMIENTO EXPONENCIAL LINEAL

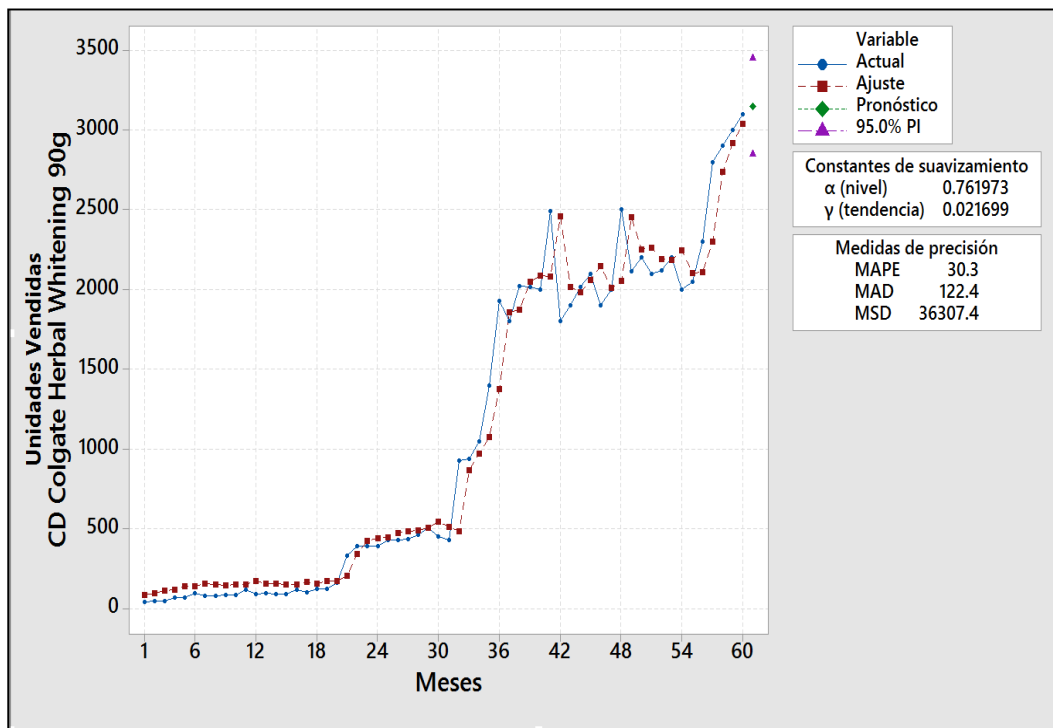


Figura 9: Uso de Suavizamiento exponencial lineal – Holt

En la figura 9 se puede observar la serie de tiempo considerada, desde el año 2012 al 2016 (60 meses) y el ajuste de pronóstico utilizando el método de Suavizamiento exponencial lineal. Asimismo, las constantes de Suavizamiento encontradas para el nivel de la serie y la constante que sigue el patrón de tendencia hallado en la serie original.

Las medidas de precisión indican que el método se desvía en promedio en 30.3%, respecto a los datos históricos, así también se puede observar una desviación media de 122.4 unidades. El error cuadrado medio (MSD por sus siglas en inglés – Mean Square Deviation) se utilizará para efectuar la comparación con el segundo método sugerido de curvas de crecimiento.

Un valor asociado al análisis y comparación de métodos de pronóstico es el RSME (Raíz del Error cuadrado medio) que para este método es 190.55.

MÉTODO 02: MODELO DE TENDENCIA CURVA DE CRECIMIENTO

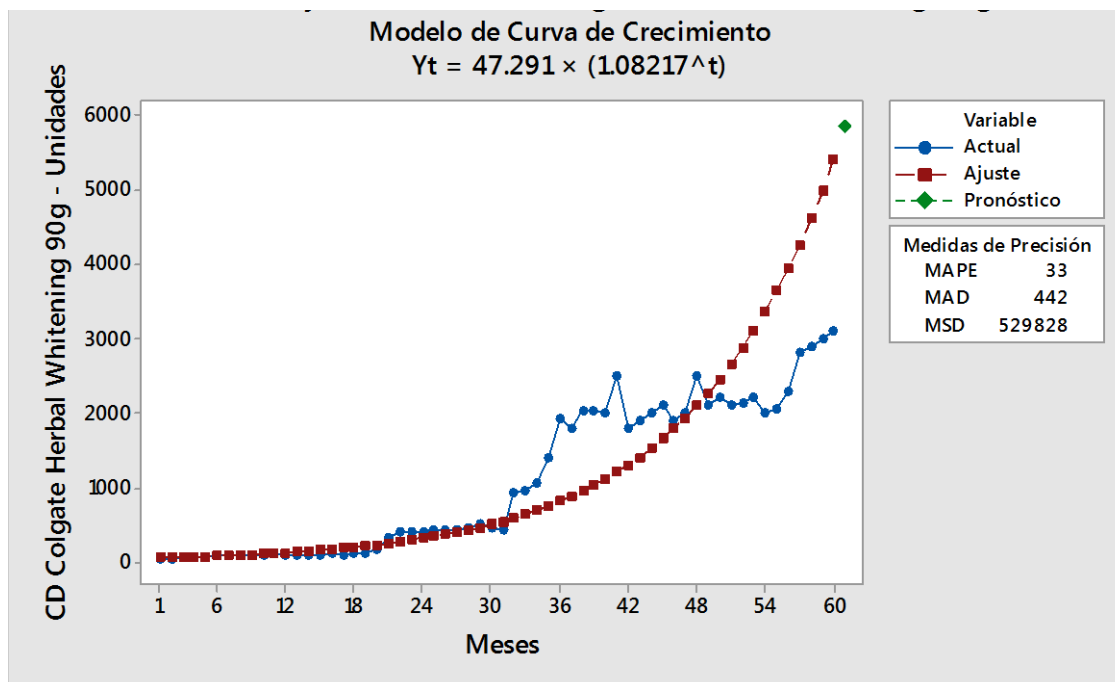


Figura 10: Modelo de Curva de crecimiento

En la figura 10 se puede observar la serie de tiempo considerada, desde el año 2012 al 2016 (60 meses) y el ajuste de pronóstico utilizando el método del modelo de tendencia Curva de Crecimiento.

La ecuación de pronóstico es: $Y_t = 47.291 \times (1.08217^t)$, siendo t el tiempo, que asume valores desde 1 hasta 60 para los valores históricos y en el caso del pronóstico $t = 61$.

Las medidas de precisión indican que el método analizado se desvía en promedio en 33%, respecto a los datos históricos, así también se puede observar una desviación media de 442 unidades. El error cuadrado medio (MSD) en este método es mayor (529,828) que con el método de suavizamiento exponencial lineal (36,307.4).

Para este método el RMSE (Raíz del Error cuadrado medio) es 727.89.

MÉTODO 03: USO DE SIMULACIÓN PARA DETERMINAR EL MÉTODO DE PRONÓSTICO MÁS PRECISO

Pronóstico de las ventas de CD Colgate Herbal Whitening 90 g, usando simulación con Crystal Ball

Se procedió a examinar la serie para detección de estacionalidad.

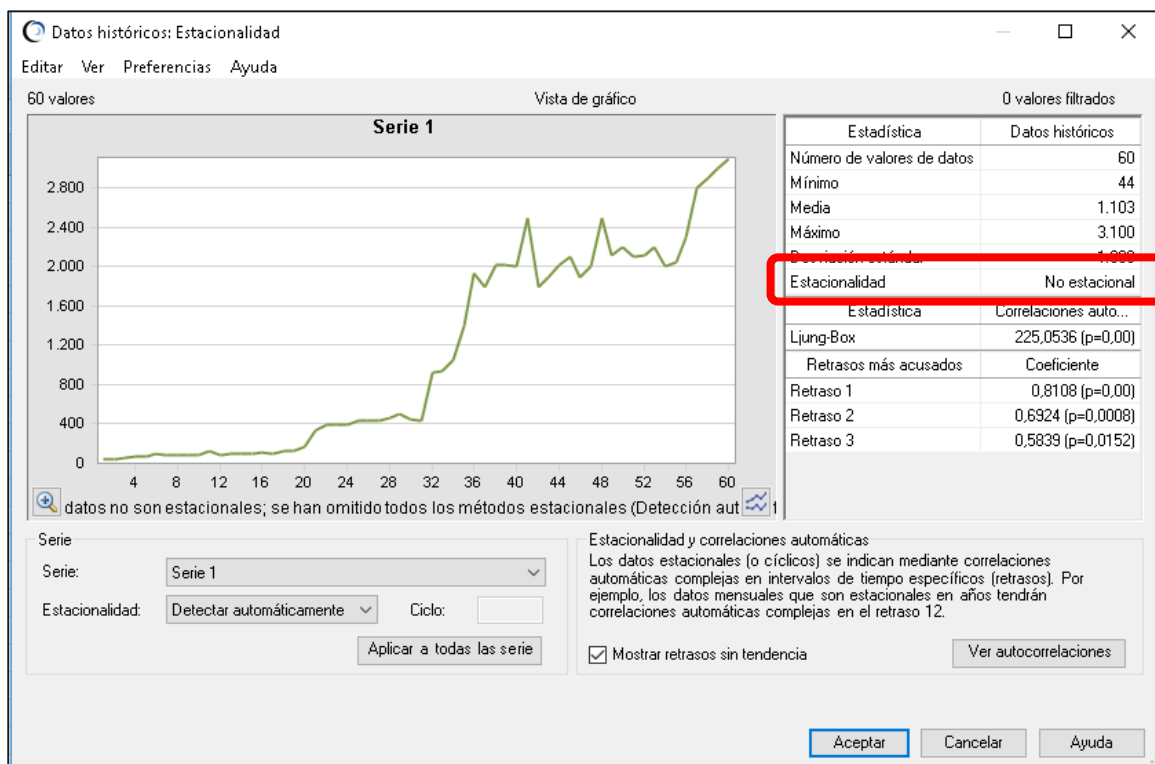


Figura 11: Verificación de existencia de estacionalidad

Al analizar la serie, como se aprecia en la figura 11, se observa claramente que no se encuentra un componente estacional, únicamente tendencial.

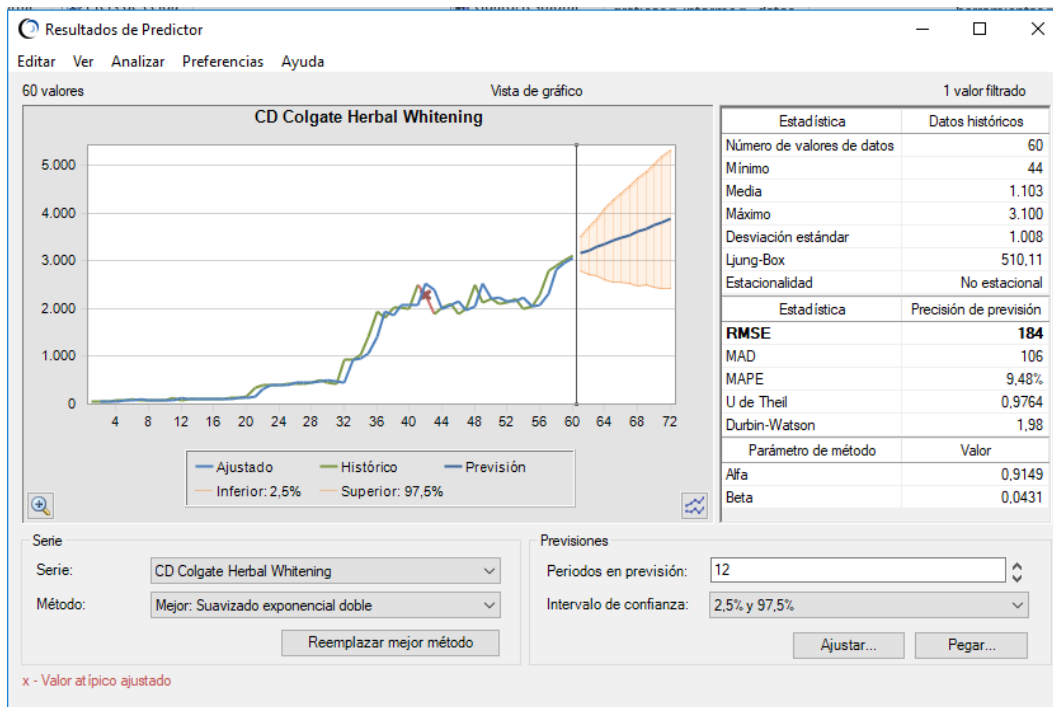


Figura 12: Uso de Predictor para determinar el método más preciso usando simulación

Al efectuar el análisis utilizando Crystal Ball y el modelo Predictor como se observa en la figura 12, se encontró que el mejor método, entendiéndose por este el que mejor se ajusta a los datos y por tanto devuelve el menor error de pronóstico es el de suavizamiento exponencial doble, el cual tiene RMSE igual a 184.

Tabla 12

Comparación de error de pronóstico en CD Colgate Herbal Whitening 90 g

Método de Pronóstico	Raíz del Error Cuadrado Medio (RMSE)	Error Porcentual Medio Absoluto (MAPE)
Suavizamiento exponencial lineal	190.55	30.3%
Modelo de Tendencia Curva de Crecimiento	727.89	33%
Suavizado exponencial doble con simulación	184	9.48%

Habiendo efectuado la comparación entre los tres métodos de pronósticos, como se observa en la Tabla 12, y habiendo seleccionado como método de pronóstico a suavizamiento exponencial doble utilizando simulación, se procedió a verificar la validación del modelo analizando los residuos.

Se tiene en cuenta:

i. **Residuos del modelo tienen un comportamiento aleatorio, es decir, si son ruido blanco.**

Al analizar el cumplimiento de este requisito:

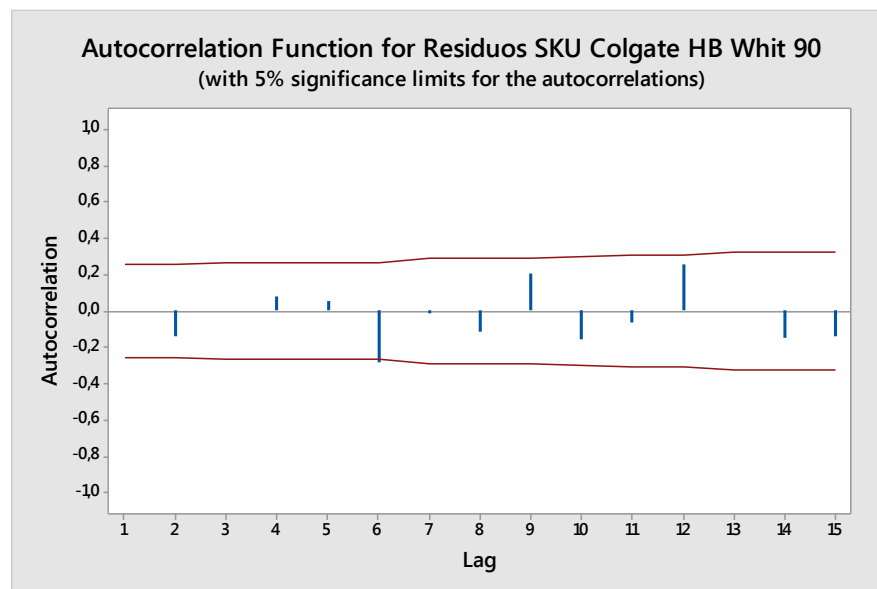


Figura 13: Función de autocorrelación de los residuos del modelo suavizamiento exponencial doble con simulación

Como se observa la figura 13, los residuos son aleatorios, la evaluación del valor del estadístico Ljung Box permite verificar este requisito.

Tabla 13

*Función de autocorrelación para residuos***SKU Colgate Herbal Whitening 90 g**

<u>Lag</u>	<u>ACF</u>	<u>T</u>	<u>LBQ</u>
1	-0,008237	-0,06	0,00
2	-0,141433	-1,09	1,27
3	-0,002378	-0,02	1,27
4	0,080140	0,60	1,69
5	0,051482	0,39	1,86
6	-0,283276	-2,12	7,31
7	-0,009997	-0,07	7,32
8	-0,116386	-0,81	8,28
9	0,209725	1,44	11,44
10	-0,159227	-1,06	13,30
11	-0,064117	-0,42	13,61
12	0,259667	1,69	18,78
13	0,001000	0,01	18,78
14	-0,144958	-0,90	20,46
15	-0,137670	-0,84	22,01

Planteamos las siguientes hipótesis estadísticas:

Ho: Los errores son aleatorios

H1: Los errores no son aleatorios

El examen del residuo de orden 10 contrastado con el estadístico χ^2 con 10 grados de libertad, que es 18.30, permite aceptar la hipótesis nula, de aleatoriedad de errores.

El pronóstico utilizando el mejor método con simulación se muestra en la tabla 13.

ii. **Residuos del modelo tienen están normalmente distribuidos**

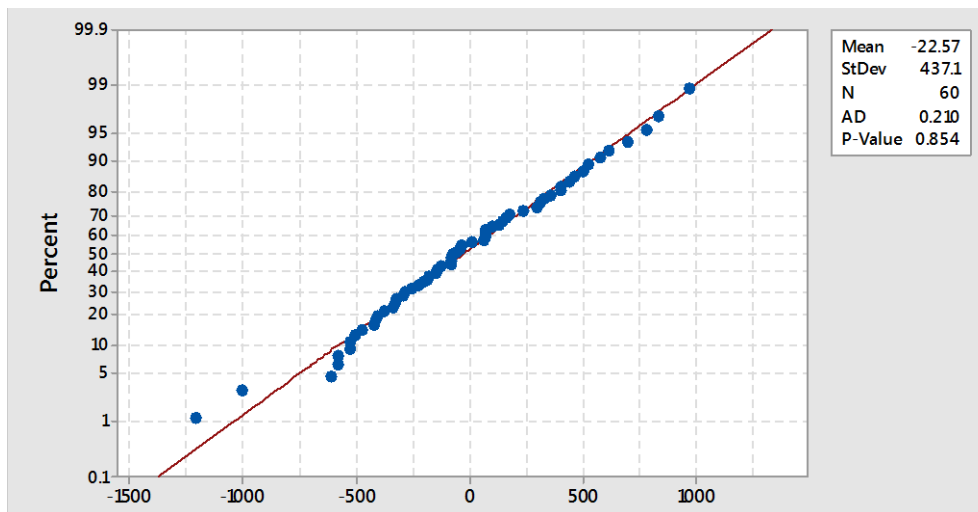


Figura 14: Gráfica de probabilidad normal de los residuos del método de suavizamiento exponencial doble con simulación

Tabla 14

Pronósticos utilizando el modelo de suavizamiento exponencial doble

Resultados de previsión -

Pronósticos

Periodo	Inferior: 2,5%	Previsión	Superior: 97,5%
61	2.889	3.246	3.602
62	2.794	3.230	3.667
63	2.619	3.169	3.719
64	2.433	3.131	3.829
65	2.282	3.124	3.965
66	2.168	3.131	4.094
67	2.076	3.140	4.203
68	1.991	3.143	4.294
69	1.910	3.142	4.375
70	1.832	3.141	4.450
71	1.758	3.140	4.522
72	1.688	3.140	4.591

4.2. SKU: CD COLGATE TRIPLE ACCION 75ML * 6 DOC

Tabla 15

Evolución de las ventas SKU: CD COLGATE TRIPLE ACCIÓN 75 ml AÑOS 2012 – 2016

CD COLGATE TRIPLE ACCION 75ML * 6 DOC					
VENTAS EN UNIDADES	2012	2013	2014	2015	2016
ENERO	934	1.099	2.380	3.836	4.424
FEBRERO	723	850	1.650	2.274	4.290
MARZO	808	950	1.713	2.150	3.500
ABRIL	859	1.010	1.187	2.370	3.939
MAYO	843	992	1.700	1.751	3.679
JUNIO	1.831	2.155	3.486	1.950	3.774
JULIO	1.275	1.500	1.255	2.580	4.354
AGOSTO	995	1.170	1.429	3.750	3.200
SEPTIEMBRE	879	1.035	2.445	2.850	4.673
OCTUBRE	978	1.150	2.380	2.950	3.376
NOVIEMBRE	808	950	1.470	2.350	2.770
DICIEMBRE	560	659	1.389	1.650	2.750

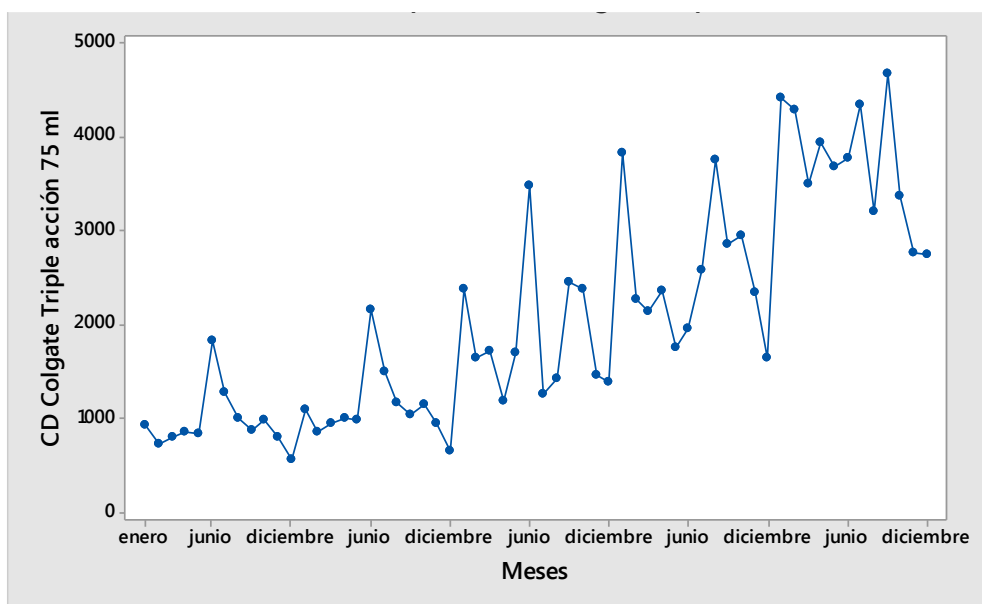


Figura 15: Serie de tiempo CD Colgate Triple acción 75 ml (2012-2016)

En la figura 15 se puede observar un aumento en las unidades vendidas entre los años 2012 al 2016, lo que evidencia tendencia y también un aparente comportamiento estacional. Se procedió a verificar el patrón de tendencia de manera objetiva y el patrón de estacionalidad analizando la función de autocorrelación.

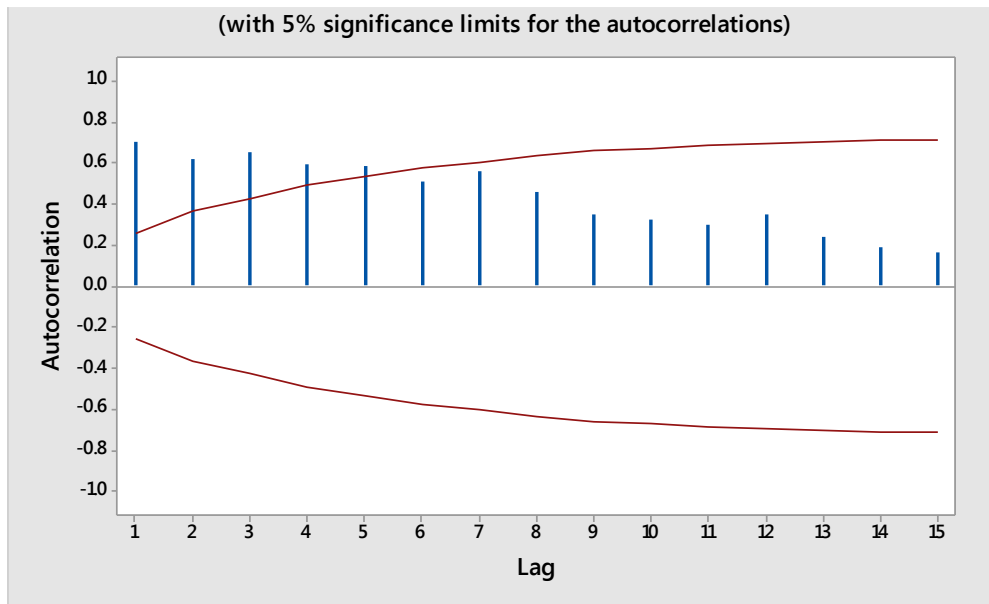


Figura 16: Función de autocorrelación CD Colgate Triple acción 75 ml

La figura 16 muestra el patrón de tendencia, para el cual los 5 primeros coeficientes de autocorrelación son significativamente diferentes a 0.

Para la verificación del patrón estacional se procedió a diferenciar la serie original con el propósito de eliminar la tendencia y aislar el posible patrón estacional, tal como lo sugiere:

“Con frecuencia se utiliza un método llamado diferencias para eliminar la tendencia de una serie no estacionaria.” (Hancke, 2010).

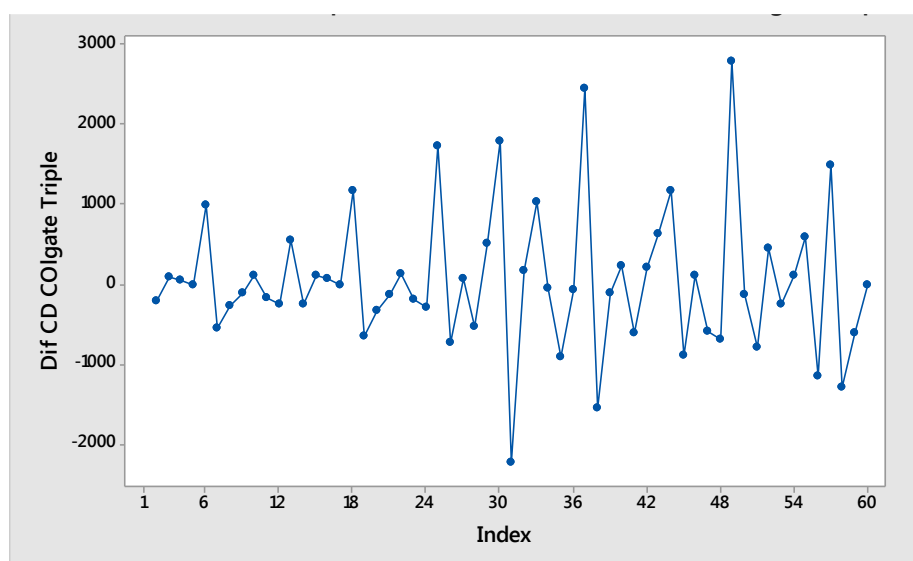


Figura 17: Serie de tiempo de primera diferencia CD Colgate triple acción 75 ml

La figura 17 muestra la primera diferencia de la serie de ventas de la Crema Colgate Triple Acción 75 ml, en ella puede evidenciarse la ausencia de la tendencia, manteniéndose el patrón estacional.

El análisis de autocorrelación nos muestra en qué periodo se encuentra el coeficiente de autocorrelación significativo.

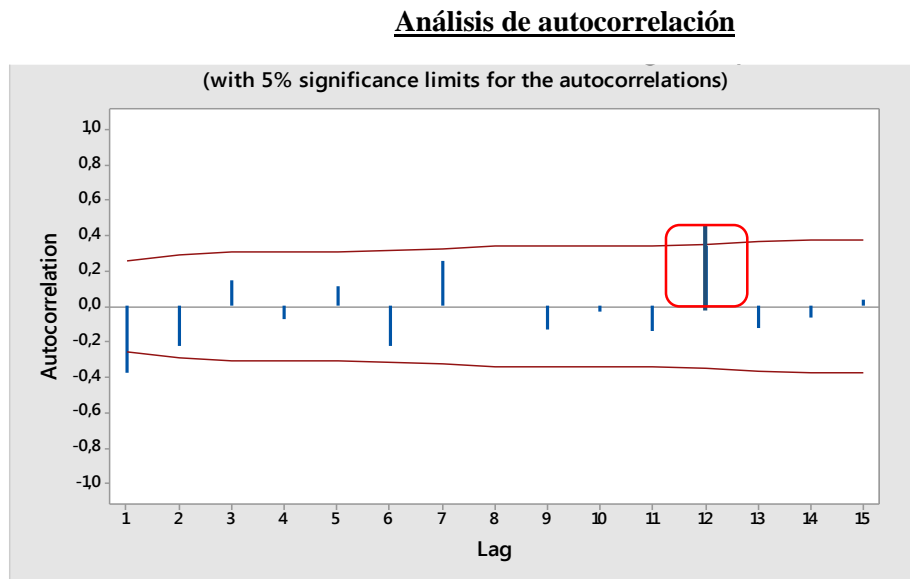


Figura 18: Función de autocorrelación de primera diferencia CD Colgate triple acción 75 ml

En la figura 18 se puede observar claramente un patrón de estacionalidad, que hallado en el desfase 12, evidentemente significativo, identifica un patrón estacional mensual, como lo menciona: “Si se analizan datos mensuales, aparecerá un coeficiente de autocorrelación significativo en el retraso de tiempo 12. Es decir, enero se correlacionará con otros eneros, febrero se correlacionará con otros febreros y así sucesivamente” (Hancke, 2010).

Para corroborar la información gráfica efectuaremos las pruebas de hipótesis correspondientes para verificar la significancia del coeficiente de autocorrelación de orden 12 y confirmar la estacionalidad hallada en la inspección gráfica.

Tabla 16

Función de autocorrelación CD Colgate triple acción 75 ml

Lag	ACF	T	LBO
1	-0,372530	-2,86	8,61
2	-0,227934	-1,55	11,89
3	0,150165	0,98	13,34
4	-0,068932	-0,44	13,65
5	0,116134	0,74	14,55
6	-0,224897	-1,43	17,99
7	0,261314	1,60	22,71
8	-0,000047	-0,00	22,71
9	-0,128049	-0,75	23,89
10	-0,033170	-0,19	23,97
11	-0,141245	-0,82	25,47
12	0,344478	2,99	34,56
13	-0,122833	-0,67	35,74
14	-0,061922	-0,33	36,04
15	0,034289	0,18	36,14

Se prueban las siguientes hipótesis:

$$H_0 : \rho_{12} = 0$$

$$H_1 : \rho_{12} \neq 0$$

Si utilizamos un nivel de significancia de 0.05, entonces utilizaremos como estadístico crítico el valor $Z_{0.025} = 1.96.$, siendo el intervalo de confianza:

Retraso 12: ± 0.33682222

Por tanto, se tiene evidencia para rechazar la hipótesis de no significancia del retraso 12, lo que concuerda con un patrón de estacionalidad mensual.

Para la selección de una técnica de pronóstico con series de tiempo con presencia de un patrón de tendencia y estacionalidad, utilizaremos la tabla N° 17.

Tabla 17

Métodos de pronósticos para series con tendencia y estacionalidad

Método	Patrón de datos	Tipo del modelo	Datos mínimos requeridos	
			No estacionales	Estacionales
Suavizamiento exponencial estacional	S	TS	---	2 x s
Descomposición clásica	S	TS	---	5 x s
Box-Jenkins	ST,S,T,C	TS	24	3 x s

Como se puede apreciar en la tabla 15, algunos de los métodos sugeridos incluyen suavizamiento exponencial estacional, los modelos de descomposición clásica y Box-Jenkins (ARIMA).

Se utilizarán los dos primeros métodos mencionados para evaluación de los modelos determinísticos y el último modelo en el análisis de simulación.

MÉTODO 01: SUAVIZAMIENTO EXPONENCIAL ESTACIONAL (HOLT-WINTERS)

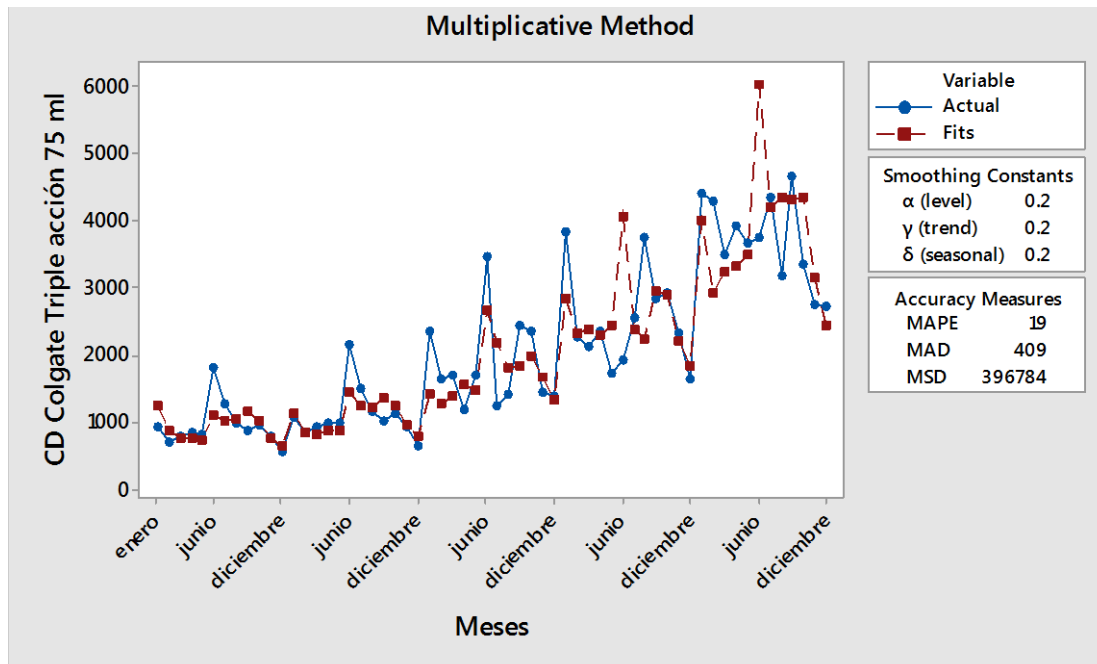


Figura 19: Uso de suavizamiento exponencial estacional

En la figura 19 se puede observar la serie de tiempo considerada, desde el año 2012 al 2016 (60 meses) y el ajuste de pronóstico utilizando el método de suavizamiento exponencial estacional. Asimismo, las constantes de suavizamiento encontradas para el nivel de la serie, y las constantes que siguen el patrón de tendencia y estacionalidad hallados en la serie original. Las medidas de precisión indican que el método se desvía en promedio en 19%, respecto a los datos históricos, así también se puede observar una desviación media de 409 unidades.

El MSD en este método es 396,784.

Un valor asociado al análisis y comparación de métodos de pronóstico es el RSME (Raíz del Error cuadrado medio) que para este método es 629.91

MÉTODO 02: MODELO DE DESCOMPOSICIÓN CLÁSICA

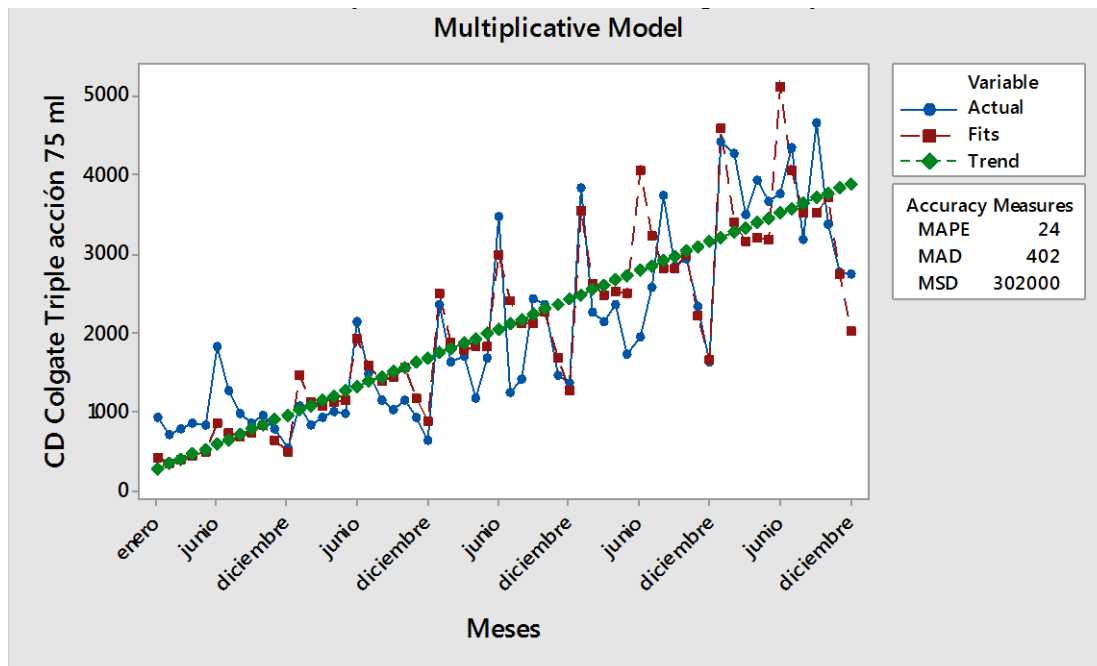


Figura 20: Uso del método de Descomposición clásica

En la figura 20, se puede observar la serie de tiempo considerada, desde el año 2012 al 2016 (60 meses) y el ajuste de pronóstico utilizando el método del modelo de Descomposición clásica.

Las medidas de precisión indican que el método analizado se desvía en promedio en 24%, respecto a los datos históricos, así también se puede observar una desviación media de 402 unidades. El error cuadrado medio (MSD) en este método es menor (302,000) que con el método de suavizamiento exponencial estacional (396,784).

Para este método el RMSE (Raíz del Error cuadrado medio) es 549.545.

MÉTODO 03: USO DE SIMULACIÓN PARA DETERMINAR EL MÉTODO DE PRONÓSTICO MÁS PRECISO

Pronóstico de las ventas de CD Colgate Triple Acción 75 ml, usando simulación con Crystal Ball

Se procedió a examinar la serie para detección de estacionalidad.

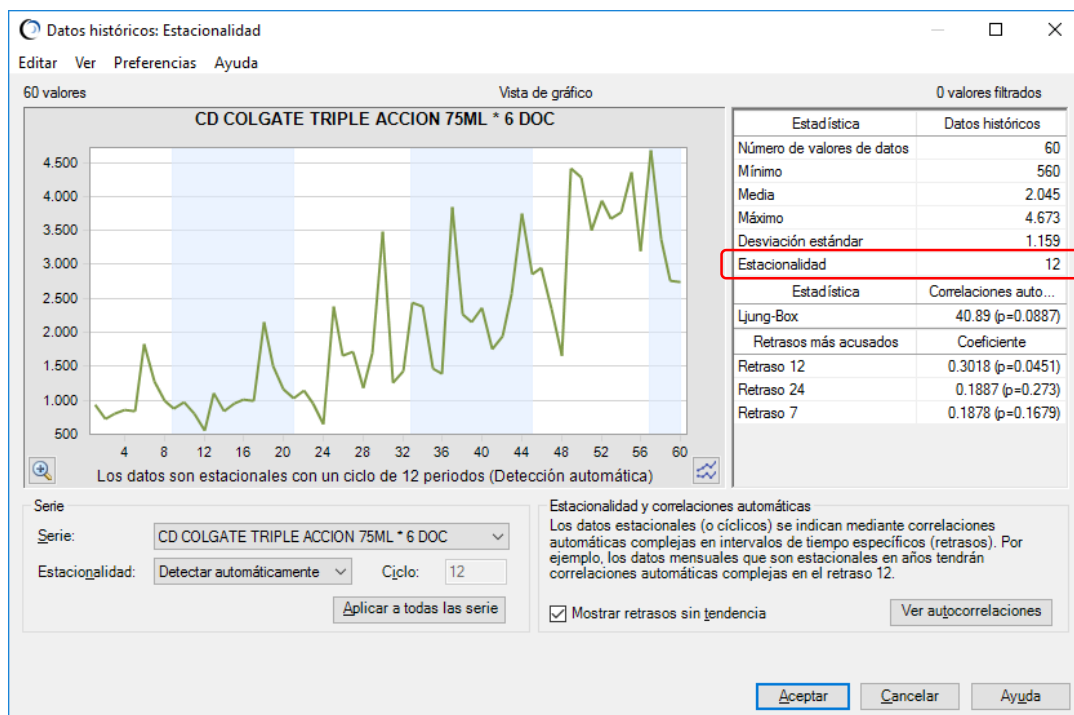


Figura 21: verificación de patrón estacional en la serie

Al analizar la serie, como se aprecia en la figura 21, se observa claramente que se encuentra un componente estacional adicional al patrón de tendencia.

Al analizar la serie utilizando simulación se obtiene:

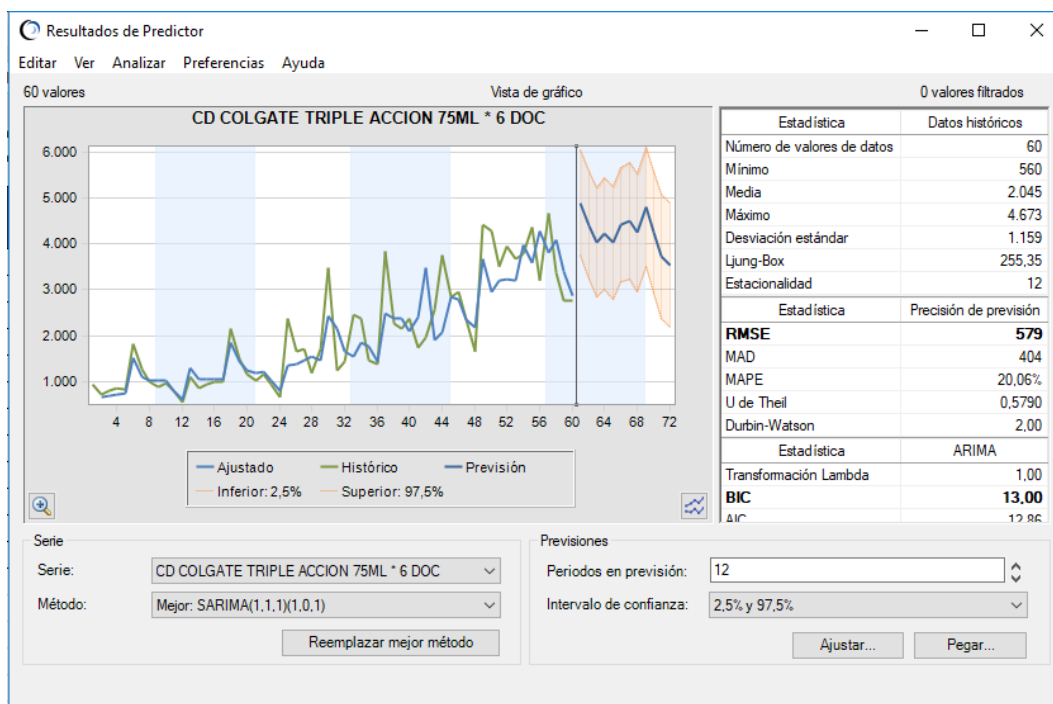


Figura 22: Uso de Predictor para determinar el método más preciso usando simulación

Al efectuar el análisis utilizando Crystal Ball y el modelo Predictor, como se observa en la figura 22 se encontró que el mejor método, entendiéndose por este el que mejor se ajusta a los datos y por tanto devuelve el menor error de pronóstico al método de Descomposición clásica, en este método se tiene el RMSE igual a 549.545.

Tabla 18

Comparación de métodos de pronóstico CD Colgate triple acción 75 ml

Método de Pronóstico	Raíz del Error Cuadrado Medio (RMSE)	MAPE
Suavizamiento exponencial estacional	629.91	19%
Modelo de Descomposición clásica	549.545	24%
SARIMA(1,1,1)(1,0,1)	579	20.06%

Habiendo efectuado la comparación entre los tres métodos de pronósticos, se seleccionó como método de pronóstico al Modelo de suavizamiento exponencial estacional por ser el de error

de pronóstico más bajo, tal como se aprecia en la Tabla 18, se procedió a verificar la validación del modelo analizando los residuos del modelo y los residuos.

Se tiene en cuenta:

iii. Análisis de los Residuos del modelo

a) Suposición de Independencia o aleatoriedad de residuos

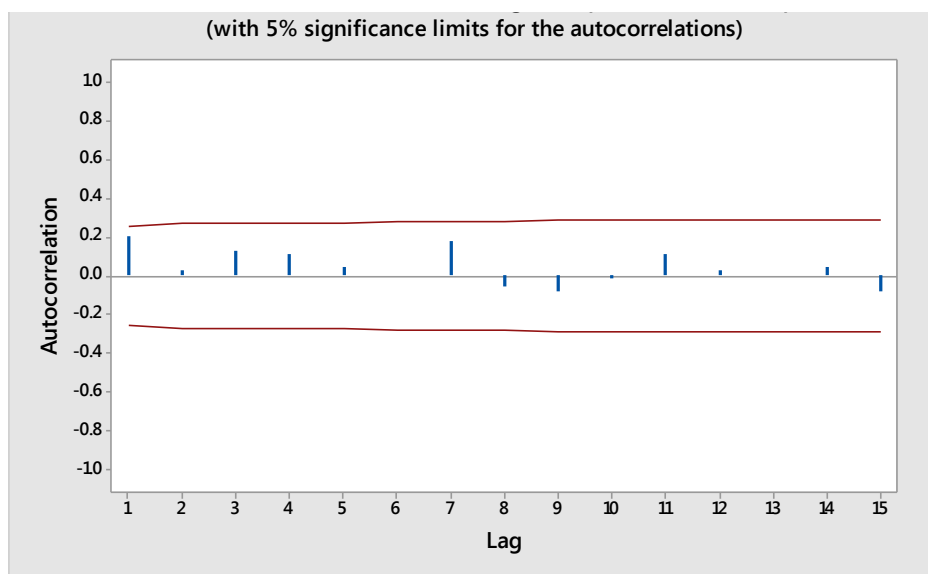


Figura 23: Función de autorrelación de residuos método de descomposición clásica

Como se observa la figura 23, los residuos son aleatorios, la evaluación del valor del estadístico Ljung Box permite verificar este requisito.

Tabla 19

Coefficientes de autocorrelación de residuos CD Colgate triple acción 75 ml

Lag	ACF	T	LBQ
1	0.208285	1.61	2.74
2	0.026464	0.20	2.78
3	0.129160	0.96	3.87
4	0.114965	0.84	4.75
5	0.044991	0.33	4.88
6	-0.008183	-0.06	4.89
7	0.176315	1.27	7.07
8	-0.050526	-0.36	7.25
9	-0.082258	-0.58	7.75
10	-0.012054	-0.08	7.76
11	0.111355	0.78	8.70
12	0.031730	0.22	8.78
13	0.005175	0.04	8.78
14	0.042885	0.30	8.93
15	-0.082056	-0.57	9.48

Planteamos las siguientes hipótesis estadísticas:

Ho: Los errores son aleatorios

H1: Los errores no son aleatorios

El examen del residuo de orden 10 contrastado con el estadístico χ^2 con 10 grados de libertad, que es 18.30, permite aceptar la hipótesis nula, de aleatoriedad de errores.

b) **Suposición de Normalidad de residuos**

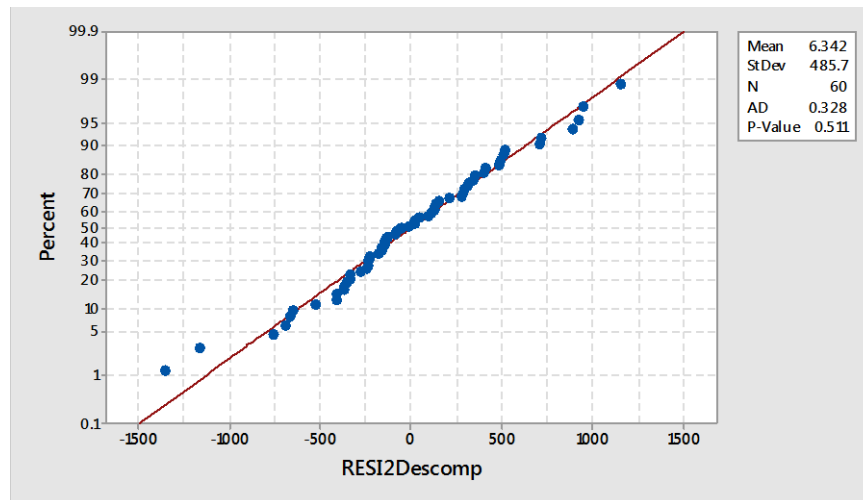


Figura 24: Gráfica de probabilidad normal de residuos método de suavizamiento estacional

Planteamos las hipótesis:

$H_0: e_{ij} = \text{NID}(0,1)$ Los residuos están normalmente distribuidos

$H_1: e_{ij} \neq \text{NID}(0,1)$ Los residuos no siguen distribución normal

Evaluando el $P\text{-Value} = 0.511 > 0.05$, podemos aceptar la hipótesis de normalidad de los residuos.

El pronóstico utilizando el mejor método, en este caso con Descomposición clásica se muestra en la tabla 20.

Tabla 20

Pronósticos de ventas de CD Colgate Triple acción 75 ml Año 2017 utilizando Descomposición clásica

<u>Period</u>	<u>Pronóstico</u>
61	5624.27
62	4154.13
63	3873.24
64	3913.30
65	3850.87
66	6189.39
67	4903.40
68	4240.04
69	4212.78
70	4450.47
71	3270.15
72	2425.25

Fuente: Elaboración propia

4.3. SKU: CD KOLYNOS SUPER WHITE 75 cc

Tabla 21

Evolución de las ventas SKU: CD KOLYNOS SUPER WHITE 75 cc AÑOS 2012 – 2016

CD KOLYNOS SUPER WHITE 75CC					
VENTAS EN UNIDADES	2012	2013	2014	2015	2016
ENERO	2.445	3.150	2.750	2.843	2.786
FEBRERO	1.750	1.938	1.841	1.749	1.650
MARZO	1.650	2.364	2.246	2.134	2.091
ABRIL	2.145	2.739	2.602	2.472	2.423
MAYO	2.450	2.929	2.783	2.643	2.591
JUNIO	1.745	2.359	2.241	2.129	2.086
JULIO	1.890	2.328	2.212	2.101	2.059
AGOSTO	1.702	2.128	2.022	1.921	1.882
SEPTIEMBRE	1.589	1.986	1.887	1.792	2.100
OCTUBRE	2.550	3.057	2.904	2.759	2.704
NOVIEMBRE	1.779	2.224	1.822	1.945	1.850
DICIEMBRE	1.296	1.620	1.445	1.645	1.450

Fuente: Elaboración propia

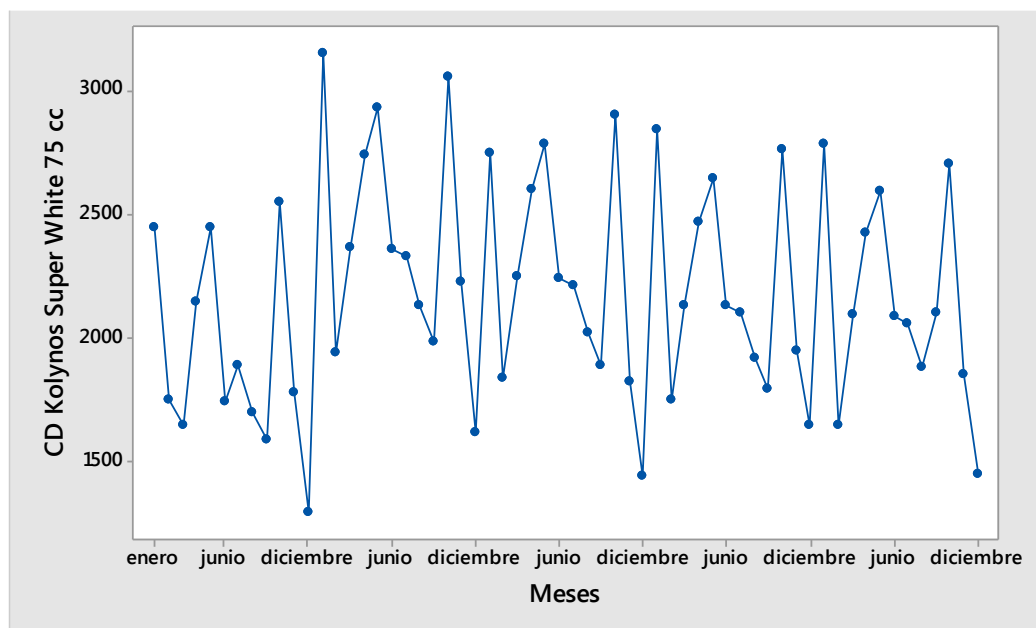


Figura 25: Serie de tiempo CD Kolynos Super White 75 cc

En la tabla 21 se observan las unidades vendidas entre los años 2012 y 2016, y en la figura 25 se puede apreciar un aparente patrón estacional, la tendencia no se evidencia, se procedió a verificar el patrón estacional analizando la función de autocorrelación.

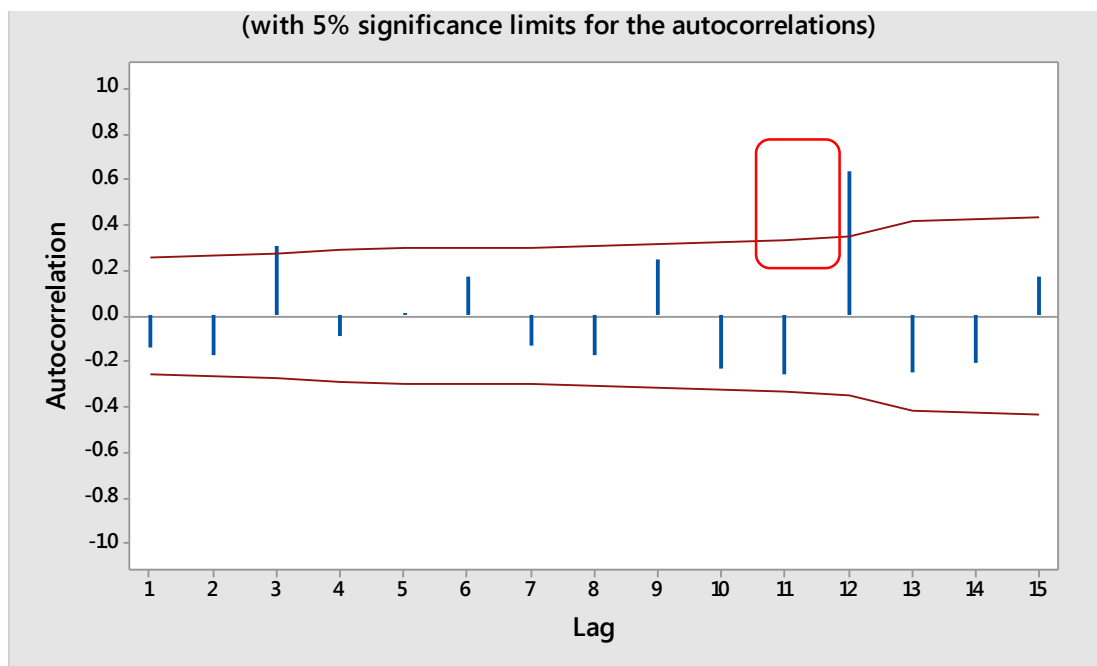


Figura 26: Función de autocorrelación CD Kolynos Super White 75 cc

En la figura 26 se puede observar claramente un patrón de estacionalidad, dado el comportamiento del coeficiente de autocorrelación de orden 12, que es evidentemente significativo.

Para corroborar la información gráfica efectuaremos las pruebas de hipótesis correspondientes para verificar la significancia del coeficiente de autocorrelación de orden 12 y confirmar la estacionalidad hallada en la inspección gráfica.

Tabla 22

Coefficientes de Autocorrelación: Crema Dental Kolynos Super White 75 cc

<u>Lag</u>	<u>ACF</u>	<u>T</u>	<u>LBO</u>
1	-0.143573	-1.11	1.30
2	-0.175378	-1.33	3.27
3	0.312484	2.30	9.65
4	-0.085468	-0.58	10.13
5	0.014839	0.10	10.15
6	0.171673	1.16	12.18
7	-0.133537	-0.88	13.43
8	-0.171592	-1.12	15.53
9	0.252530	1.62	20.19
10	-0.229523	-1.41	24.10
11	-0.259745	-1.54	29.23
12	-0.642349	-3.67	61.20
13	-0.247951	-1.18	66.07
14	-0.207609	-0.96	69.56
15	0.169848	0.78	71.94

Se prueban las siguientes hipótesis:

Ho : $\rho_{12} = 0$

H1: $\rho_{12} \neq 0$

Si utilizamos un nivel de significancia de 0.05, entonces utilizaremos como estadístico crítico el valor $Z_{0.025} = 1,96$

Como $t_{12}=3.67$ para el coeficiente de autocorrelación 12 y $Z^*=1,96$, entonces tenemos evidencia en contra de la hipótesis nula, luego el coeficiente de autocorrelación de orden 12 es significativamente distinto de 0, coincidiendo con un patrón de estacionalidad mensual.

Para la selección de una técnica de pronóstico que pueda utilizarse con series de tiempo con presencia de un patrón de estacionalidad, utilizaremos la tabla 23.

Tabla 23

Métodos de pronóstico para series con estacionalidad

Método	Patrón de datos	Tipo del modelo	Datos mínimos requeridos	
			No estacionales	Estacionales
Suavizamiento exponencial estacional	S	TS	---	2 x s
Descomposición clásica	S	TS	---	5 x s
Modelo con simulación	ST,S,T,C	TS	24	3 x s

Como se puede apreciar en dicha tabla, algunos de los métodos sugeridos incluyen suavizamiento exponencial estacional, los modelos de descomposición clásica y los modelos de Box-Jenkins (ARIMA).

Se utilizarán los métodos mencionados para evaluación determinística y dinámica en un modelo de simulación.

MÉTODO 01: SUAVIZAMIENTO EXPONENCIAL ESTACIONAL

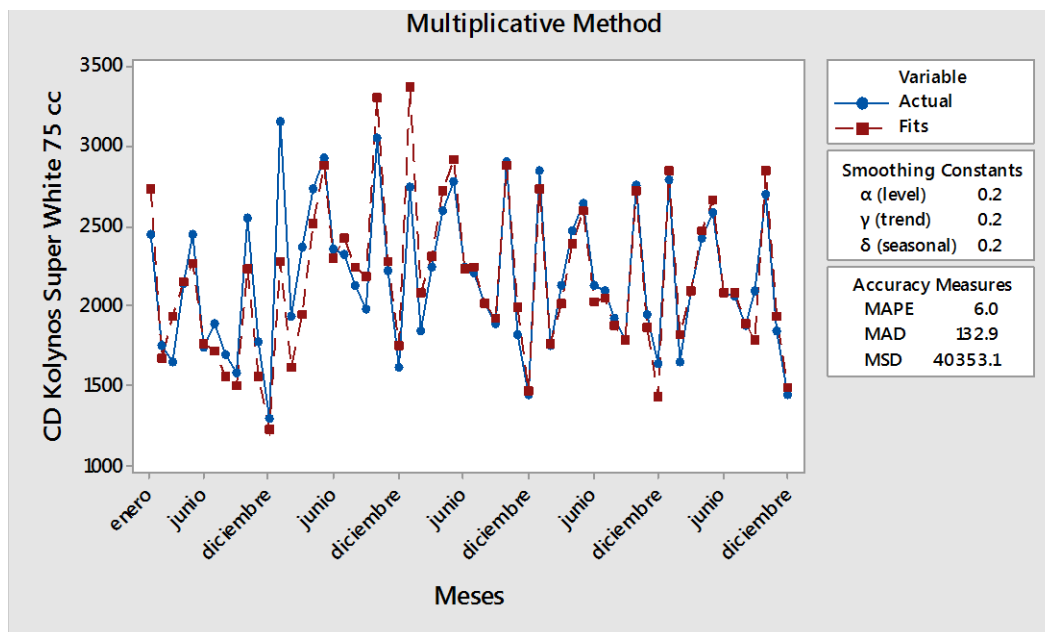


Figura 27: Uso de suavizamiento exponencial estacional - Winters

En la figura 27 se puede observar la serie de tiempo considerada, desde el año 2012 al 2016 (60 meses) y el ajuste de pronóstico utilizando el método de suavizamiento exponencial estacional (Winters). Asimismo, las constantes de suavizamiento encontradas para el nivel de la serie y la constante que sigue el patrón de estacionalidad hallado en la serie original.

Las medidas de precisión indican que el método se desvía en promedio en 6%, respecto a los datos históricos, así también se puede observar una desviación media de 132.9 unidades. El error cuadrado medio (MSD por sus siglas en inglés – Mean Square Deviation) en este método es de 40353.1.

Un valor asociado al análisis y comparación de métodos de pronóstico es el RSME (Raíz del Error cuadrado medio) que para este método es 200.88.

MÉTODO 02: MODELO DE DESCOMPOSICIÓN CLÁSICA

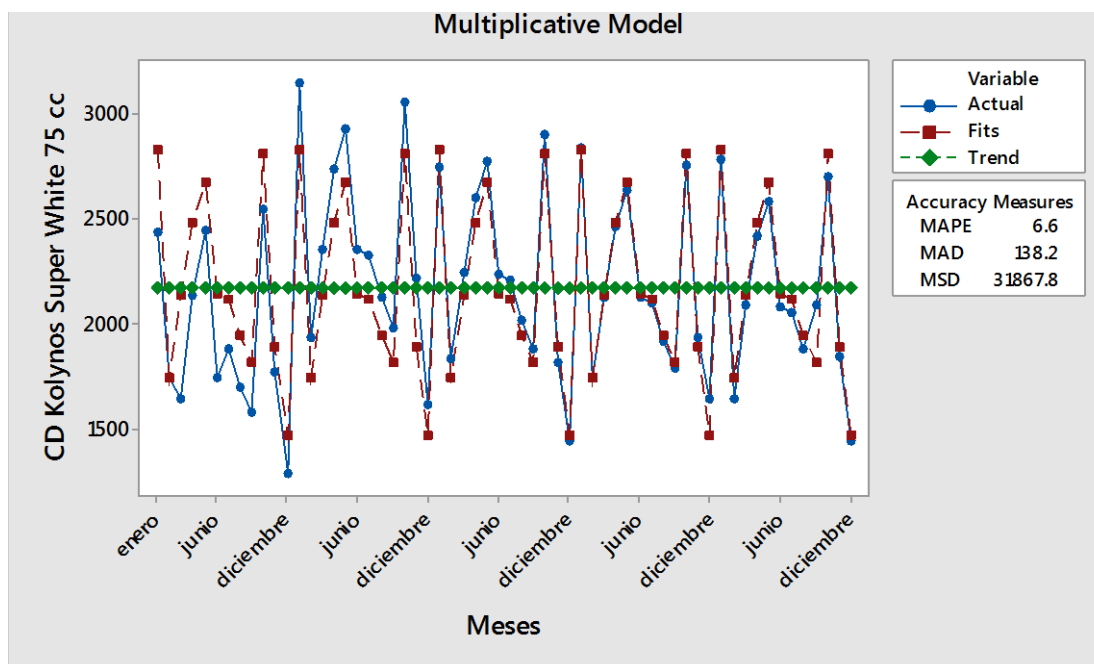


Figura 28: Uso de Descomposición clásica

En la figura 28 se puede observar la serie de tiempo considerada, desde el año 2012 al 2016 (60 meses) y el ajuste de pronóstico utilizando el método del modelo de Descomposición clásica considerando únicamente estacionalidad.

Las medidas de precisión indican que el método analizado se desvía en promedio en 6.6%, respecto a los datos históricos, así también se puede observar una desviación media de 138.2 unidades. El error cuadrado medio (MSD) en este método es menor (31867.8) que con el método de suavizamiento exponencial estacional (40353.1).

Para este método el RMSE (Raíz del Error cuadrado medio) es 178.52.

MÉTODO 03: USO DE SIMULACIÓN PARA DETERMINAR EL MÉTODO DE PRONÓSTICO MÁS PRECISO

Se procedió a examinar la serie para detección de estacionalidad.

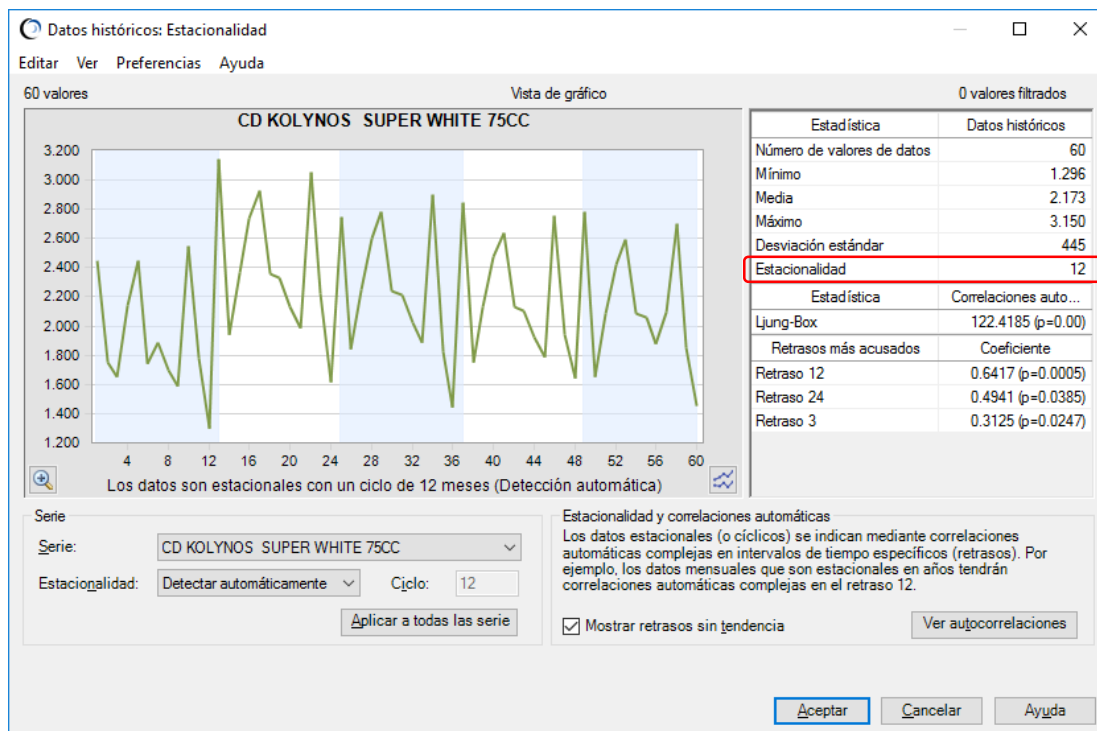


Figura 29: Verificación de estacionalidad

Al analizar la serie, como se aprecia en la figura 29 se observa claramente que se encuentra un componente estacional mas no tendencial, corroborando lo hallado en el análisis preliminar con métodos determinísticos.

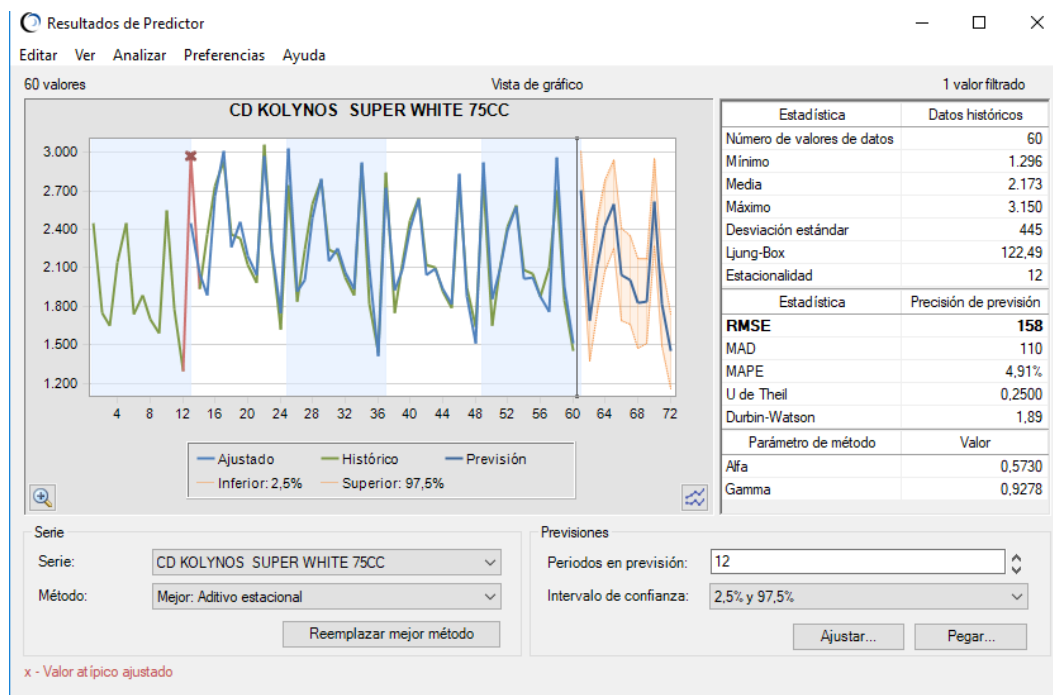


Figura 30: Uso de Predictor para determinar método de pronóstico más preciso

Al efectuar el análisis utilizando Crystal Ball y el modelo Predictor, como se observa en la figura 30, se encontró que el mejor método, entendiendo por este el que mejor se ajusta a los datos y por tanto devuelve el menor error de pronóstico es el Método Aditivo estacional. En este método el RMSE es igual a 172.

Tabla 24

Comparación de métodos de pronóstico CD Colgate Super White 75 cc

Método de Pronóstico	Raíz del Error Cuadrado Medio (RMSE)	MAPE
Suavizamiento exponencial estacional	200.88	6%
Modelo de Descomposición clásica	178.52	6.6%
Modelo Aditivo estacional con simulación	158	4.91%

Habiendo efectuado la comparación entre los tres métodos de pronósticos, y habiendo seleccionado como método de pronóstico al Modelo Aditivo estacional con simulación, se procedió a verificar la validación del modelo analizando los coeficientes del modelo y los residuos.

iv. **Análisis de los Residuos del modelo**

a) **Suposición de Independencia o aleatoriedad de residuos**

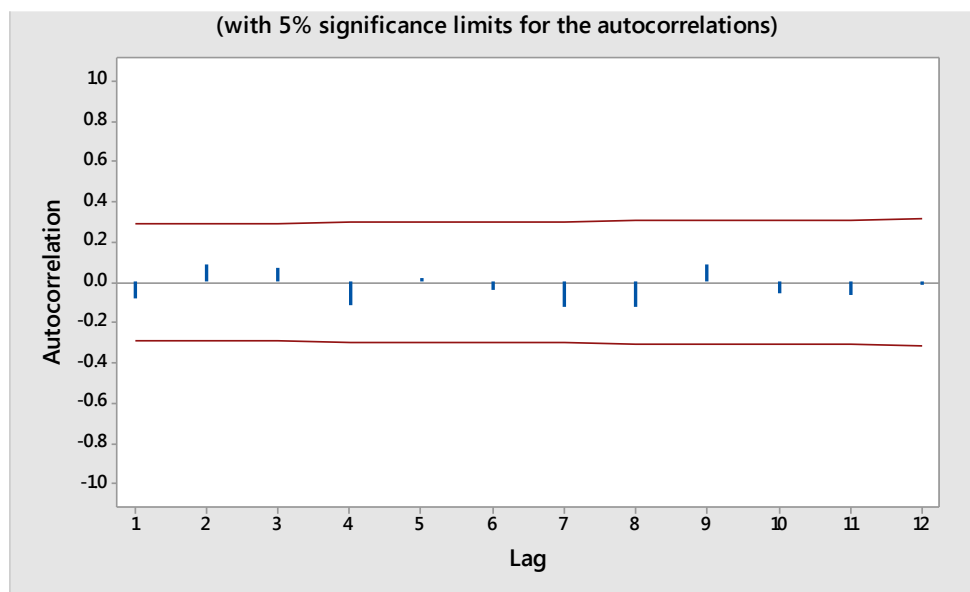


Figura 31: Función de autocorrelación de los residuos método aditivo estacional

Como se observa la figura 31, los residuos son aleatorios, la evaluación del valor del estadístico Ljung Box permite verificar este requisito.

Tabla 25

Coefficientes de autocorrelación de los residuos modelo aditivo estacional

<u>Lag</u>	<u>ACF</u>	<u>T</u>	<u>LBO</u>
1	-0.080776	-0.56	0.33
2	0.091674	0.63	0.77
3	0.075277	0.51	1.07
4	-0.116811	-0.79	1.82
5	0.022785	0.15	1.85
6	-0.039848	-0.27	1.94
7	-0.121873	-0.82	2.81
8	-0.123772	-0.82	3.73
9	0.090923	0.59	4.24
10	-0.055739	-0.36	4.43
11	-0.059246	-0.38	4.66
12	-0.013448	-0.09	4.67

Fuente: Elaboración propia

Planteamos las siguientes hipótesis estadísticas:

Ho: Los errores son aleatorios

H1: Los errores no son aleatorios

El examen del residuo de orden 10 contrastado con el estadístico χ^2 con 10 grados de libertad, que es 18.30, permite aceptar la hipótesis nula, de aleatoriedad de errores.

b) Suposición de Normalidad de residuos

Planteamos las hipótesis:

Ho: $e_{ij} = \text{NID}(0,1)$ Los residuos están normalmente distribuidos

Ho: $e_{ij} \neq \text{NID}(0,1)$ Los residuos no siguen distribución normal

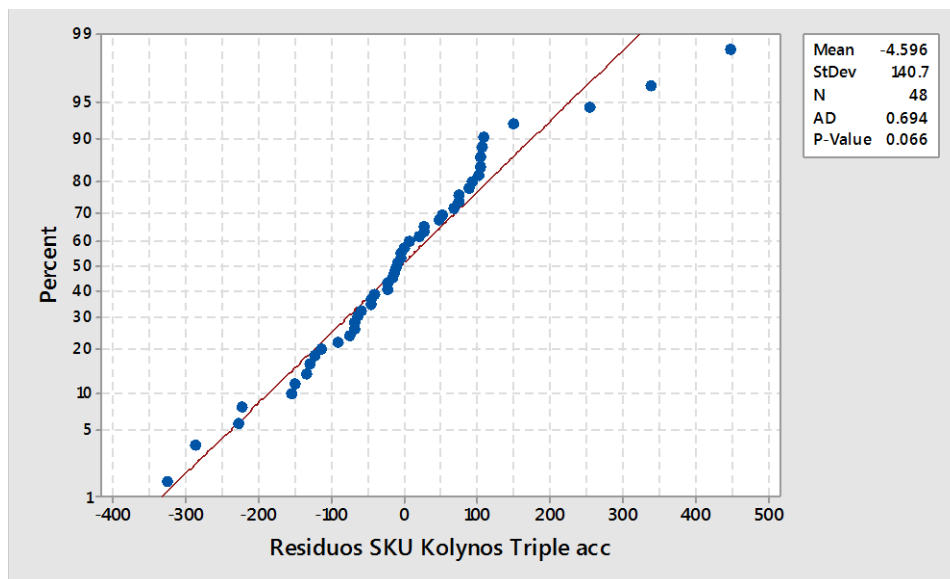


Figura 32: Gráfica de probabilidad normal de los residuos método aditivo estacional

Evaluando el $P\text{-Value}=0.06 > 0.05$, mostrado en la figura 32, no tenemos evidencia para rechazar la hipótesis de normalidad de los residuos.

El pronóstico utilizando el mejor método, en este caso con el Modelo Aditivo estacional se muestra en la siguiente tabla:

Tabla 26

Pronósticos de ventas de CD Kolynos Super White 75 cc Año 2017 utilizando el modelo aditivo estacional

Resultados de previsión:

Periodo	Inferior: 2,5%	Previsión	Superior: 97,5%
61	2.402	2827.91	3.075
62	1.421	1734.99	2.032
63	1.755	2138.35	2.464
64	2.083	2495.6	2.774
65	2.272	2683.62	2.938
66	1.703	2144.18	2.403
67	1.685	2122.83	2.364
68	1.513	1936.89	2.180
69	1.525	1808.83	2.158
70	2.322	2823.53	2.991
71	1.523	1903.95	2.152
72	1.167	1453.93	1.757

Fuente: Elaboración propia

4.4. SKU: CD KOLYNOS SUPER WHITE 100CC

Tabla 27

Evolución de las ventas SKU: CD KOLYNOS SUPER WHITE 100CC AÑOS 2012 – 2016

CD KOLYNOS SUPER WHITE 100 CC					
	2012	2013	2014	2015	2016
VENTAS EN UNIDADES					
ENERO	3.144	3.345	3.650	3.392	3.215
FEBRERO	2.552	2.774	2.235	1.650	1.410
MARZO	1.835	2.016	2.804	1.729	3.312
ABRIL	3.243	3.450	3.650	3.890	3.785
MAYO	2.950	3.206	2.950	2.655	2.300
JUNIO	2.584	2.840	2.300	1.850	1.723
JULIO	3.177	3.380	3.890	3.980	4.105
AGOSTO	2.200	2.391	2.452	2.619	2.300
SEPTIEMBRE	2.059	2.263	1.723	1.996	2.100
OCTUBRE	3.460	3.681	2.105	2.583	1.900
NOVIEMBRE	2.343	2.547	2.800	1.922	2.058
DICIEMBRE	1.868	2.053	2.733	1.805	2.454

Fuente: Elaboración propia

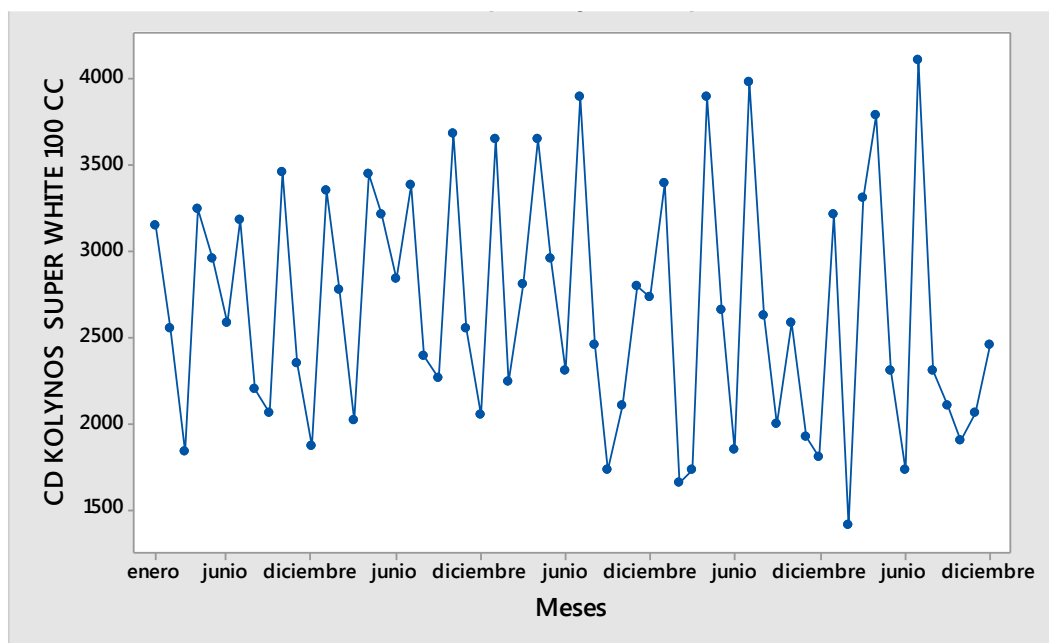


Figura 33: Serie de tiempo CD Kolynos Super White 100 cc

En la figura 33 se puede observar un comportamiento repetitivo en las unidades vendidas entre los años 2012 al 2016, la estacionalidad es bastante clara, igual se procedió a evidenciar la estacionalidad de manera objetiva analizando la función de autocorrelación.

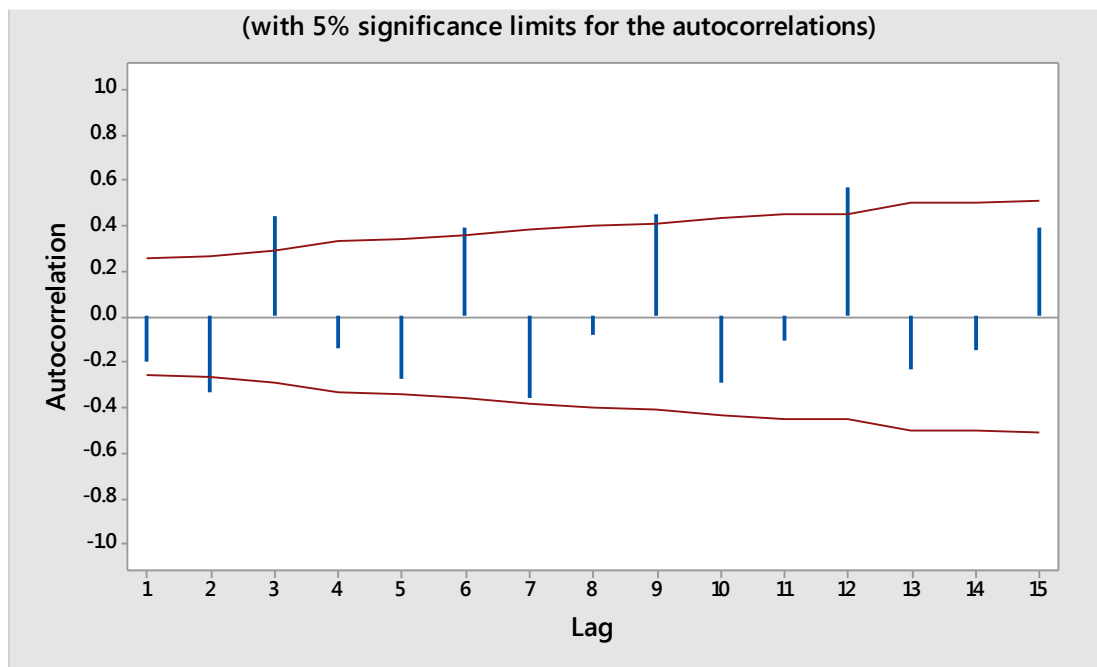


Figura 34: Función de autocorrelación CD Kolynos Super White 100 cc

En la figura 34 se puede observar claramente un patrón de estacionalidad, dado el comportamiento de los coeficientes de autocorrelación.

Para corroborar la información gráfica efectuaremos las pruebas de hipótesis correspondientes para verificar la significancia de los coeficientes de autocorrelación y confirmar la estacionalidad hallada en la inspección gráfica.

Tabla 28

Función de Autocorrelación: Crema Dental Super White 100 cc

<u>Lag</u>	<u>ACF</u>	<u>T</u>	<u>LBO</u>
1	-0.442729	-3.40	12.16
2	-0.379095	-2.47	21.24
3	0.564520	3.35	41.72
4	-0.187657	-0.95	44.02
5	-0.330187	-1.64	51.29
6	0.584806	2.78	74.51
7	-0.422682	-1.79	86.88
8	-0.099766	-0.40	87.58
9	0.523413	2.10	107.30
10	-0.388808	-1.45	118.40
11	-0.195604	-0.71	121.27
12	0.604404	2.17	149.24
13	-0.369577	-1.23	159.93
14	-0.181214	-0.59	162.56
15	0.478831	1.55	181.31

Se prueban las siguientes hipótesis:

Ho : $\rho_1 = 0$

H1: $\rho_1 \neq 0$

Si utilizamos un nivel de significancia de 0.05, entonces utilizaremos como estadístico crítico el valor $Z_{0.025} = 1.96$.

Como $t_{12}=2.17$ para el coeficiente de autocorrelación de orden 12 y $Z^*=1.96$, entonces tenemos evidencia en contra de la hipótesis nula, luego el coeficiente de autocorrelación de orden 12 es significativamente distinto de 0.

Como podemos ver en la Tabla 26, los coeficientes de autocorrelación de orden 3, 6, 9 y 12 son significativamente distintos de cero si son sometidos a la prueba de hipótesis respectiva, por tanto, tenemos los diversos coeficientes de autocorrelación significativos, lo cual teóricamente coincide con las series de tiempo con un patrón de estacionalidad pues el patrón se repite cada cierto número de periodos.

Para la selección de una técnica de pronóstico que pueda utilizarse con series de tiempo con presencia de un patrón de estacionalidad, utilizaremos la tabla 29.

Tabla 29

Métodos de pronóstico para series con estacionalidad

Método	Patrón de datos	Tipo del modelo	Datos mínimos requeridos	
			No estacionales	Estacionales
Suavizamiento exponencial estacional	S	TS	---	2 x s
Descomposición clásica	S	TS	---	5 x s
Box-Jenkins	ST,S,T,C	TS	24	3 x s

Fuente: Elaboración propia

Como se puede apreciar en la tabla 27, algunos de los métodos sugeridos incluyen suavizamiento exponencial estacional, los modelos de descomposición clásica y Box-Jenkins (ARIMA).

Se utilizarán los tres métodos mencionados para evaluación.

MÉTODO 01: SUAVIZAMIENTO EXPONENCIAL ESTACIONAL

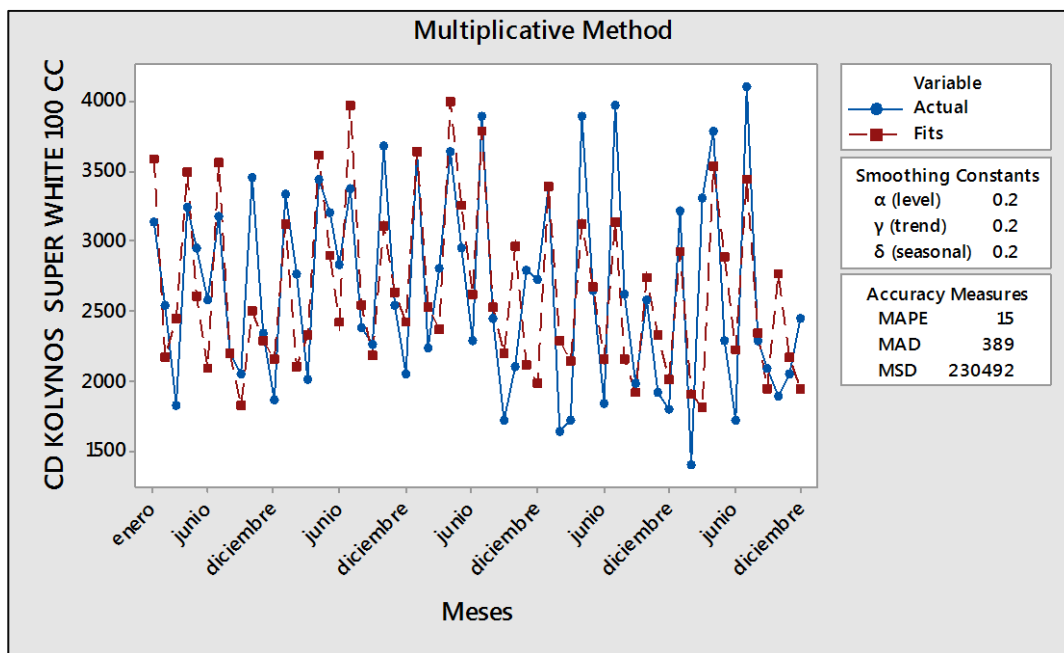


Figura 35: Uso de suavizamiento exponencial estacional

En la figura 35 se puede observar la serie de tiempo considerada, desde el año 2012 al 2016 (60 meses) y el ajuste de pronóstico utilizando el método de suavizamiento exponencial estacional. Asimismo, las constantes de suavizamiento encontradas para el nivel de la serie y la constante que sigue el patrón de tendencia y estacionalidad hallado en la serie original.

Las medidas de precisión indican que el método se desvía en promedio en 15%, respecto a los datos históricos, así también se puede observar una desviación media de 389 unidades. El error cuadrado medio (MSD por sus siglas en inglés – Mean Square Deviation) se utilizará para efectuar la comparación con los métodos de descomposición y Box-Jenkins, siendo su valor para este método 230492.

Un valor asociado al análisis y comparación de métodos de pronóstico es el RSME (Raíz del Error cuadrado medio) que para este método es 480.09.

MÉTODO 02: MODELO DE DESCOMPOSICIÓN CLÁSICA

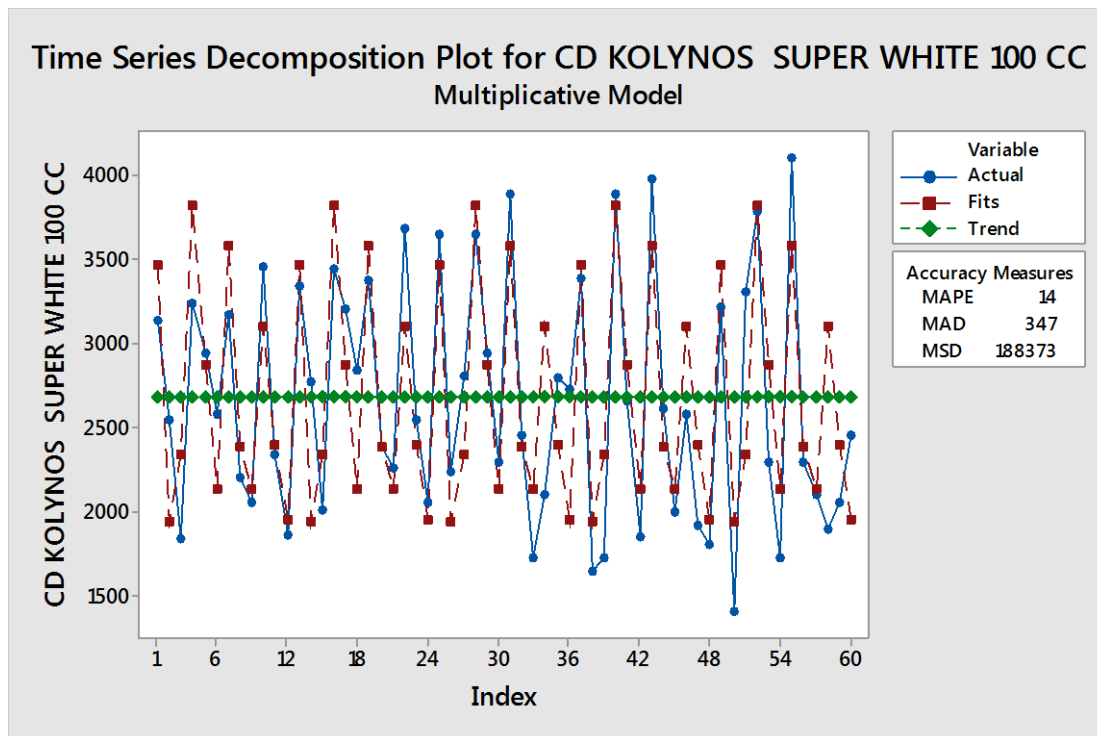


Figura 36: Uso de descomposición clásica

En la figura 36 se puede observar la serie de tiempo considerada, desde el año 2012 al 2016 (60 meses) y el ajuste de pronóstico utilizando el método del modelo de Descomposición clásica.

Las medidas de precisión indican que el método analizado se desvía en promedio en 14%, respecto a los datos históricos, así también se puede observar una desviación media de 347 unidades.

Para este método el RMSE (Raíz del Error cuadrado medio) es 434.02.

MÉTODO 03: USO DE SIMULACIÓN PARA DETERMINAR PRONÓSTICO

Se procedió a examinar la serie para detección de estacionalidad.

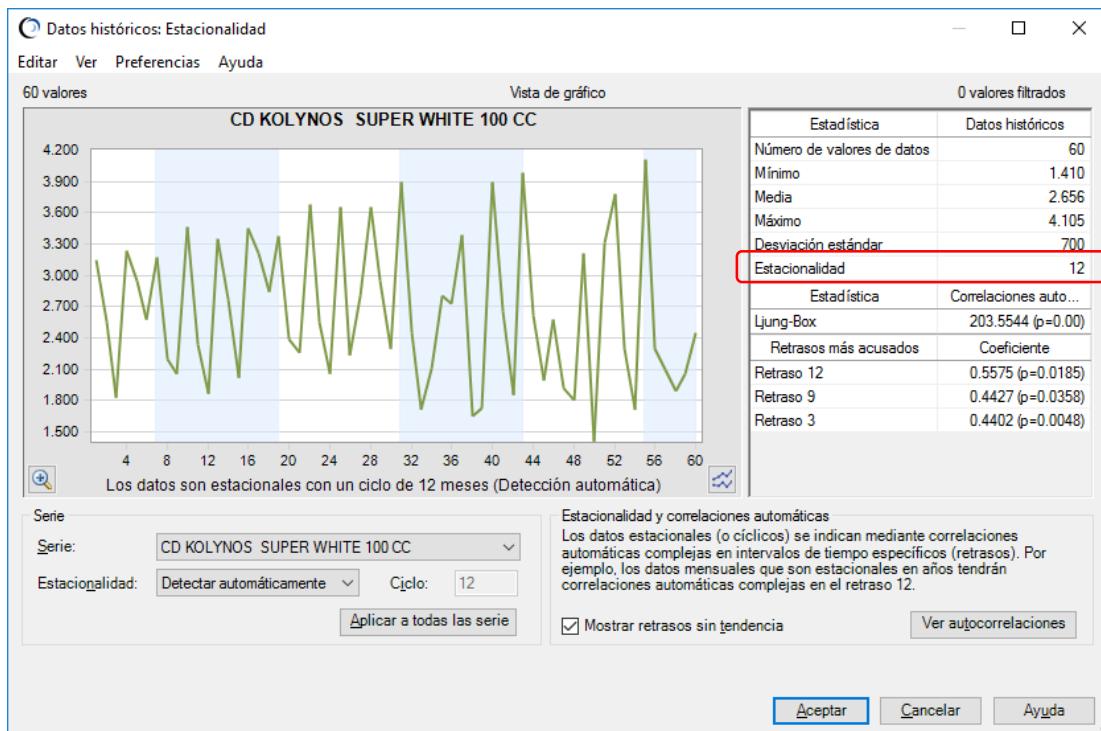


Figura 37: verificación de estacionalidad en la serie

Al analizar la serie, como se aprecia en la figura 37, se observa claramente que se encuentra un componente estacional.

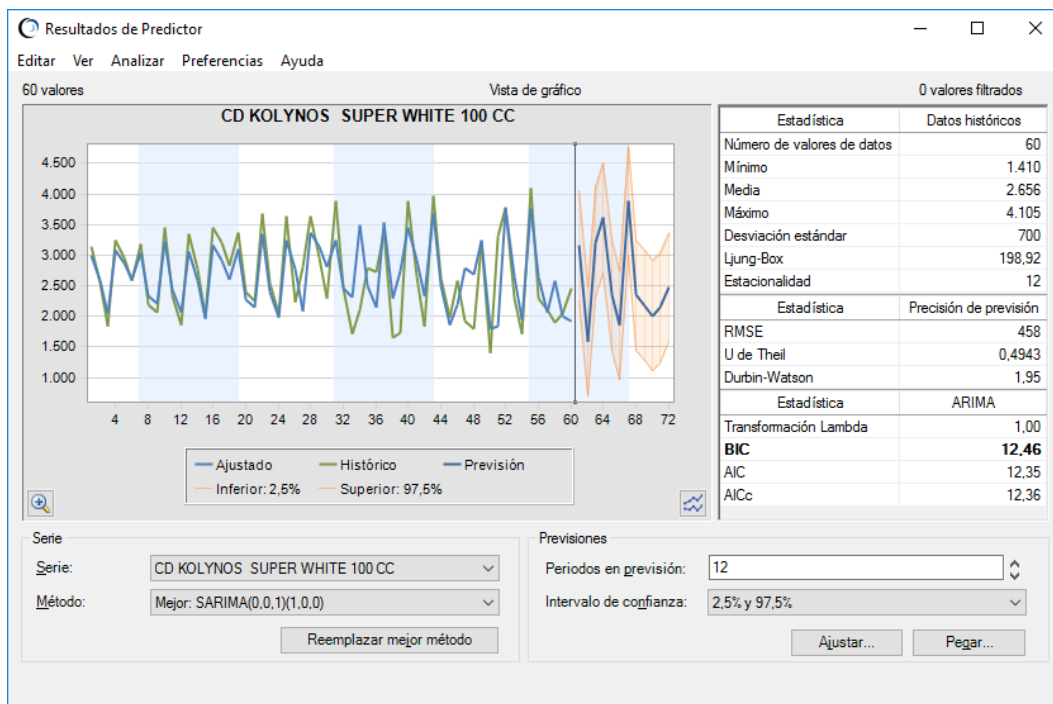


Figura 38: Uso de Predictor para determinar el método de pronóstico más preciso

Al efectuar el análisis utilizando Crystal Ball y el modelo Predictor, se encontró que el mejor método, entendiendo por este el que mejor se ajusta a los datos y por tanto devuelve el menor error de pronóstico, es el método SARIMA (0,0,1)(1,0,0) el cual tiene un RMSE igual a 458.

Tabla 30

Comparación de métodos de pronóstico CD Kolynos Super White 100 cc

Método de Pronóstico	Raíz del Error Cuadrado Medio (RMSE)	MAPE
Suavizamiento exponencial estacional Winters	480.09	15%
Modelo de Descomposición clásica	434.02	14%
SARIMA (0,0,1)(1,0,0)	406	11.85%

Fuente: Elaboración propia

Al comparar los tres métodos, pudimos determinar que el mejor método en términos de precisión es el Modelo SARIMA (0,0,1)(1,0,0) tal y como se observa en la Tabla 30.

Se procedió a evaluar los residuos de este método.

v. **Análisis de los Residuos del modelo**

a) **Suposición de Independencia o aleatoriedad de residuos**

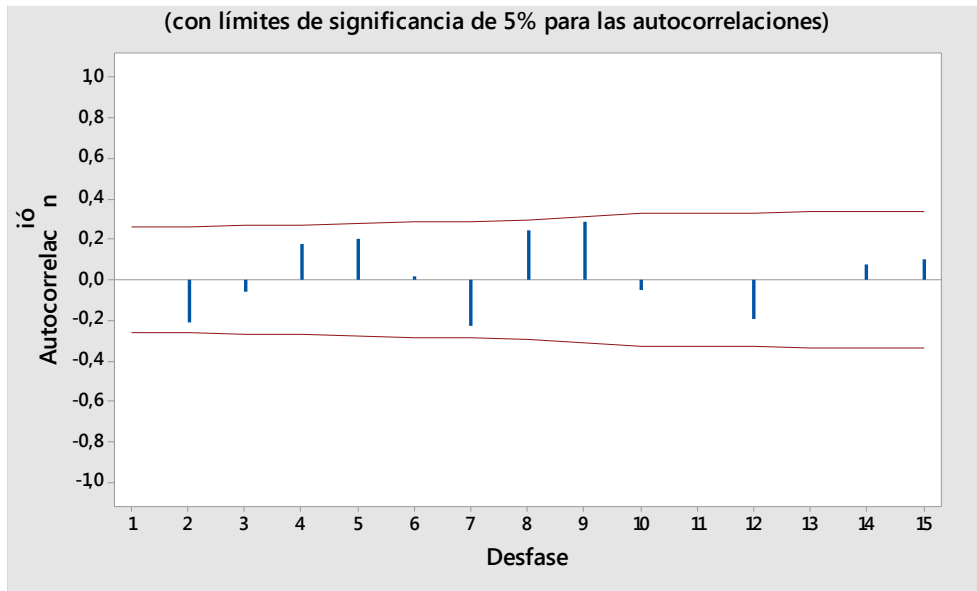


Figura 39: Análisis de aleatoriedad de residuos método SARIMA (0,0,1)(1,0,0)

Como se observa la figura 39, los residuos no son aleatorios, la evaluación del valor del estadístico Ljung Box permite verificar el incumplimiento del requisito.

Tabla 31

Coefficientes de autocorrelación de los residuos del método de Descomposición clásica

<u>Lag</u>	<u>ACF</u>	<u>T</u>	<u>LBQ</u>
1	0.033907	0.26	0.07
2	-0.362089	-2.80	8.48
3	-0.114053	-0.79	9.33
4	0.315235	2.15	15.93
5	0.117767	0.75	16.87
6	-0.052822	-0.33	17.06
7	-0.105254	-0.66	17.84
8	0.301207	1.88	24.33
9	0.096610	0.57	25.01
10	-0.189526	-1.11	25.87
11	-0.029127	-0.17	27.75
12	0.174588	1.00	30.11
13	0.038975	0.22	30.23
14	-0.101446	-0.57	31.06
15	-0.001911	-0.01	31.06

Fuente: Elaboración propia

Planteamos las siguientes hipótesis estadísticas:

Ho: Los errores son aleatorios

H1: Los errores no son aleatorios

El examen del residuo de orden 10 contrastado con el estadístico χ^2 con 10 grados de libertad, que es 18.30, permitió dar evidencia en contra de la hipótesis nula, por tanto se concluyó que los residuos no cumplían con el requisito de aleatoriedad.

b) Suposición de Normalidad de residuos

Planteamos las hipótesis:

Ho: $e_{ij} = \text{NID}(0,1)$ Los residuos están normalmente distribuidos

Ho: $e_{ij} \neq \text{NID}(0,1)$ Los residuos no siguen distribución normal

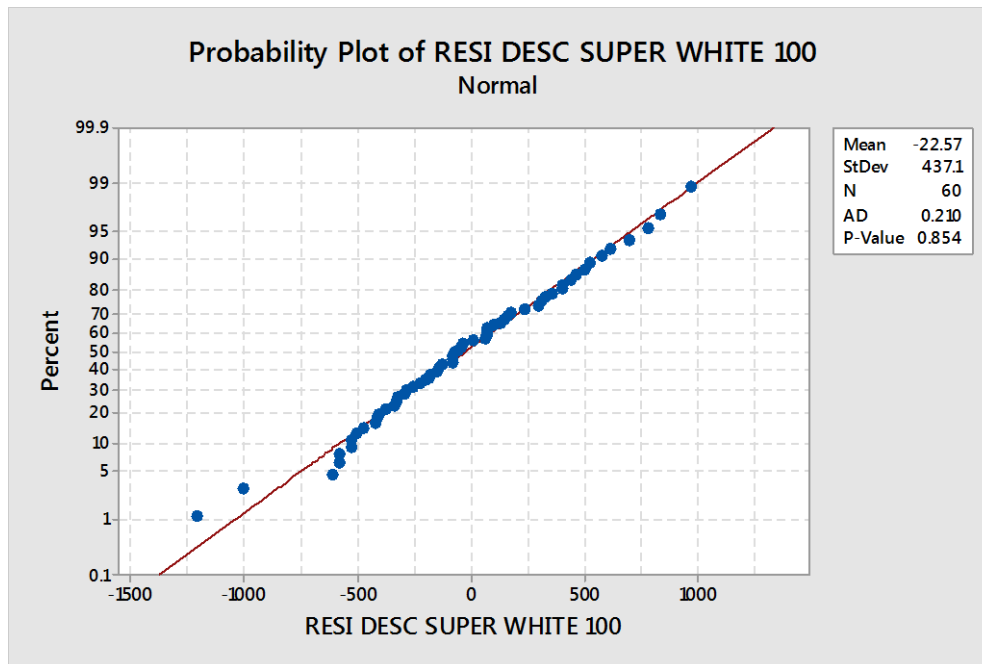


Figura 40: Gráfica de probabilidad normal de los residuos del método de Descomposición clásica

Evaluando el $P\text{-Value}=0.854 > 0.05$, como se aprecia en la Figura 40, podemos aceptar la hipótesis de normalidad de los residuos.

A pesar de que los residuos están normalmente distribuidos no son aleatorios, lo que no garantizará que los pronósticos

Se evalúa por tanto el segundo método analizado, MÉTODO DE DESCOMPOSICIÓN CLÁSICA.

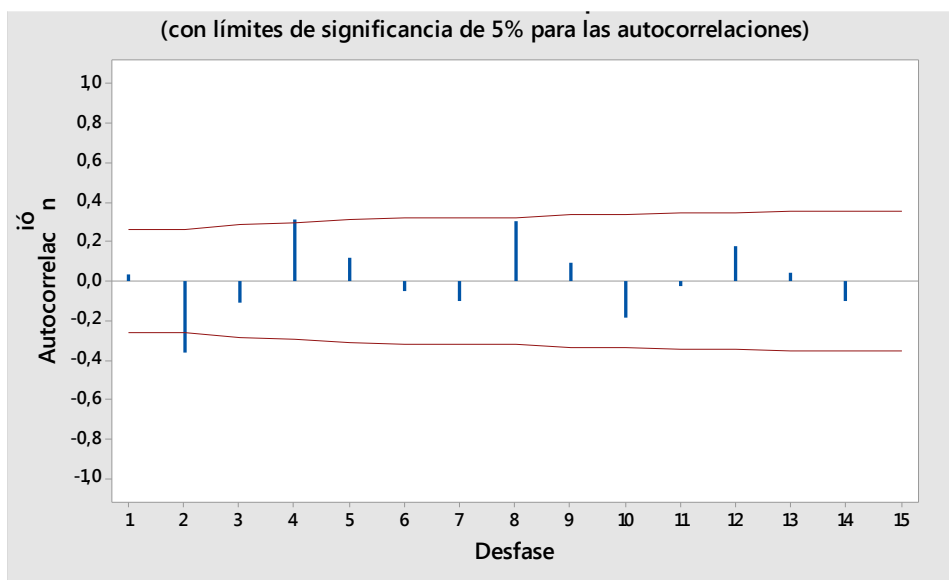


Figura 41: Función de autorrelación de residuos utilizando el método de descomposición clásica

Como se observa en la figura 41 al analizar los residuos del método de Descomposición clásica éstos no son aleatorios.

Finalmente evaluamos el MÉTODO DE SUAVIZAMIENTO EXPONENCIAL DE WINTERS O ESTACIONAL.

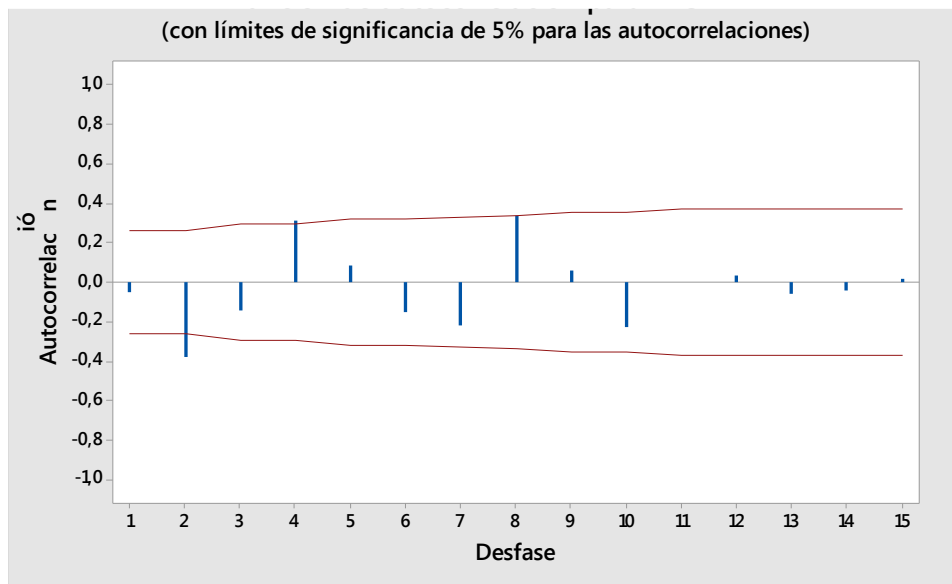


Figura 42: Función de autocorrelación del método de Winters

Como se puede observar en la figura 42 los residuos utilizando el método de Winters tampoco devuelve errores aleatorios.

En este SKU por tanto, ninguno de los métodos probados da un pronóstico confiable.

4.5. SKU: CEPILLO KOLYNOS MASTER PLUS 12*14

Tabla 32

*Evolución de las ventas SKU: CEP. KOLYNOS MASTER PLUS 12*14 (2012 – 2016)*

CEP. KOLYNOS MASTER PLUS 12*14					
	2012	2013	2014	2015	2016
VENTAS EN UNIDADES					
ENERO	1.378	1.450	1.406	1.545	1.520
FEBRERO	1.787	2.234	1.750	1.082	1.920
MARZO	1.913	2.251	1.745	1.450	1.958
ABRIL	1.280	1.347	1.450	1.650	1.350
MAYO	1.111	1.389	1.650	1.450	1.064
JUNIO	2.129	2.505	2.320	1.614	2.150
JULIO	1.658	1.745	2.250	1.102	1.768
AGOSTO	1.400	1.750	1.850	1.324	1.350
SEPTIEMBRE	1.568	1.845	1.424	1.450	1.458
OCTUBRE	2.125	2.237	1.850	1.183	950
NOVIEMBRE	1.151	1.439	1.840	1.376	1.750
DICIEMBRE	1.321	1.554	1.450	1.850	1.850

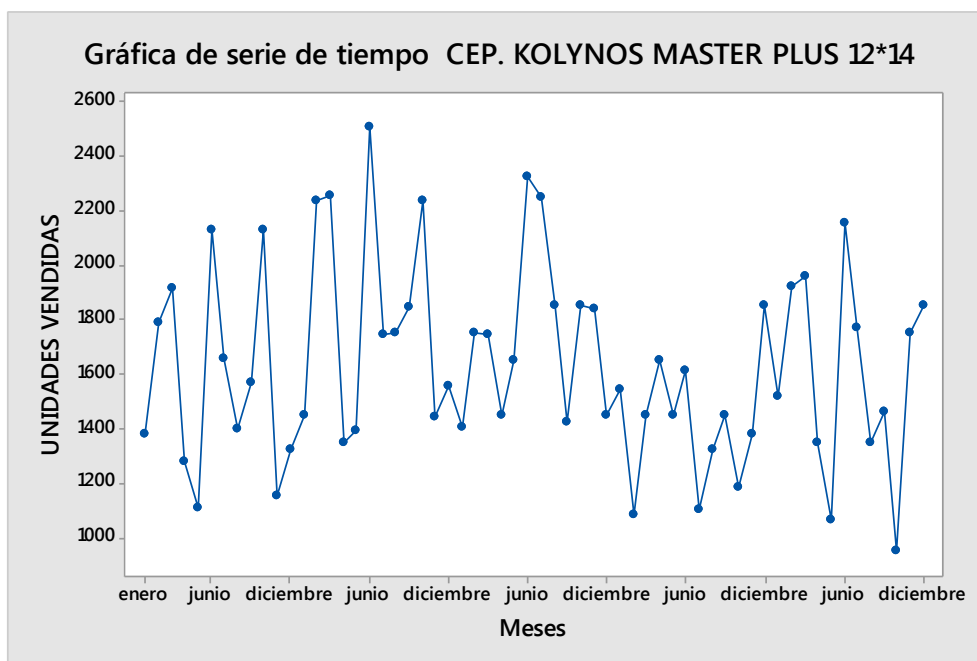


Figura 43: Serie de tiempo Cepillo Kolynos Master Plus (2012 – 2016)

En la Tabla 32 y en la figura 43 se puede observar un comportamiento estacional de las ventas, en las unidades vendidas entre los años 2012 al 2016, de igual modo se procedió a evidenciar la estacionalidad de manera objetiva analizando la función de autocorrelación.

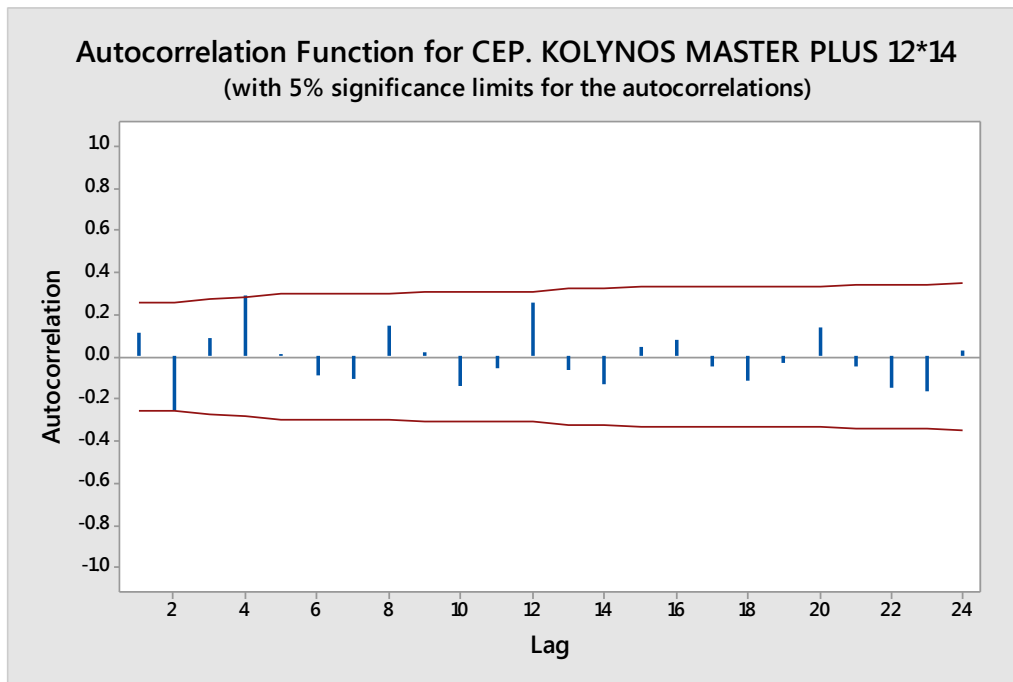


Figura 44: Función de autocorrelación Cepillo Kolynos Master Plus

En la figura 44 se puede observar levemente un patrón de estacionalidad, dado el comportamiento de los coeficientes de autocorrelación que tienen un valor significativo en el 4to. orden.

Para corroborar la información gráfica se efectuó las pruebas de hipótesis correspondientes para verificar la significancia del cuarto coeficiente de autocorrelación y con ello la estacionalidad.

Tabla 33

Coefficientes de autocorrelación Cepillo Kolynos Master Plus

<u>Lag</u>	<u>ACF</u>	<u>T</u>	<u>LBQ</u>
1	0.116817	0.90	0.86
2	-0.254485	-1.94	5.01
3	0.085921	0.62	5.50
4	0.289157	2.07	11.05
5	0.012498	0.08	11.06
6	-0.086589	-0.58	11.58
7	-0.109668	-0.73	12.42
8	0.144025	0.95	13.91
9	0.020183	0.13	13.94
10	-0.139229	-0.90	15.38
11	-0.052396	-0.34	15.59
12	0.261699	1.67	20.89
13	-0.059313	-0.36	21.17
14	-0.134107	-0.82	22.63
15	0.045082	0.27	22.79
16	0.081157	0.49	23.35
17	-0.044826	-0.27	23.52
18	-0.113369	-0.68	24.66
19	-0.028233	-0.17	24.74
20	0.140262	0.83	26.57
21	-0.045968	-0.27	26.77
22	-0.149294	-0.88	28.95
23	-0.165870	-0.96	31.71
24	0.026409	0.15	31.79

Se prueban las siguientes hipótesis:

$$H_0 : \rho_4 = 0$$

$$H_1 : \rho_4 \neq 0$$

Si utilizamos un nivel de significancia de 0.05, entonces utilizaremos como estadístico crítico el valor $Z_{0.025} = 1.96$.

Como $t_4=2.07$ para el cuarto coeficiente de autocorrelación y $Z^*=1.96$, se tiene evidencia en contra de la hipótesis nula, luego el coeficiente de autocorrelación de orden 4 es

significativamente distinto de 0, lo cual teóricamente coincide con las series de tiempo con un patrón de estacionalidad.

Para la selección de una técnica de pronóstico que pueda utilizarse con series de tiempo con presencia de un patrón de estacionalidad, utilizaremos la Tabla 34.

Se utilizarán los métodos de Suavizamiento exponencial estacional, Descomposición clásica y Box-Jenkins.

Tabla 34

Métodos seleccionados para pronóstico

Método	Patrón de datos	Tipo del modelo	Datos mínimos requeridos	
			No estacionales	Estacionales
Suavizamiento exponencial estacional	S	TS	---	2 x s
Descomposición clásica	S	TS	---	5 x s
Box-Jenkins	ST,S,T,C	TS	24	3 x s

Fuente: Elaboración propia

MÉTODO 01: SUAVIZAMIENTO EXPONENCIAL ESTACIONAL

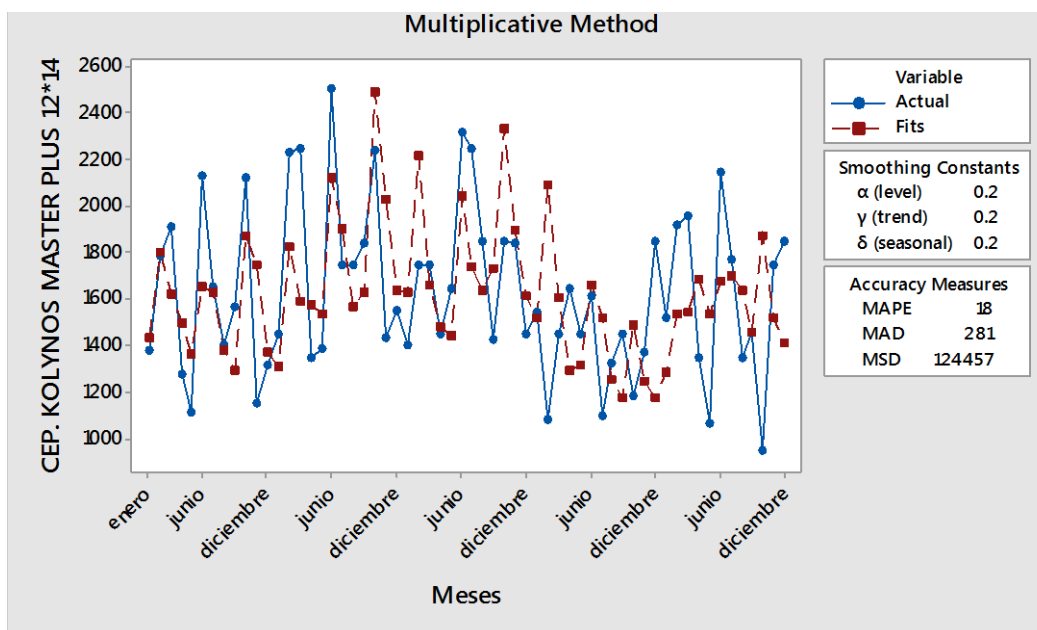


Figura 45: Uso de método de suavizamiento exponencial estacional

En la figura 45 se puede observar la serie de tiempo considerada, desde el año 2012 al 2016 (60 meses) y el ajuste de pronóstico utilizando el método de suavizamiento exponencial estacional. Asimismo, las constantes de suavizamiento encontradas para el nivel de la serie y la constante que sigue el patrón de tendencia y estacionalidad hallado en la serie original.

Las medidas de precisión indican que el método se desvía en promedio en 18%, respecto a los datos históricos, así también se puede observar una desviación media de 281 unidades. El error cuadrado medio (MSD por sus siglas en inglés – Mean Square Deviation) se utilizará para efectuar la comparación con los métodos de descomposición y Box-Jenkins, siendo su valor para este método 124,457.

Un valor asociado al análisis y comparación de métodos de pronóstico es el RSME (Raíz del Error cuadrado medio) que para este método es 352.78.

MÉTODO 02: MODELO DE DESCOMPOSICIÓN CLÁSICA

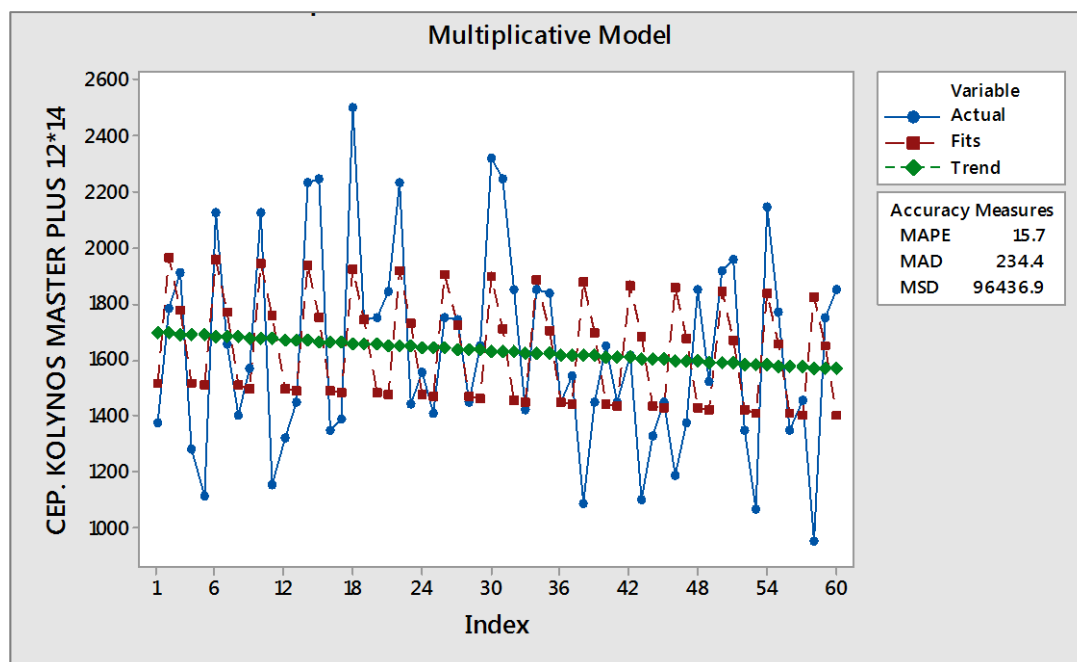


Figura 46: Uso de método de Descomposición clásica

En la figura 46 se puede observar la serie de tiempo considerada, desde el año 2012 al 2016 (60 meses) y el ajuste de pronóstico utilizando el método del modelo de Descomposición clásica.

Las medidas de precisión indican que el método analizado se desvía en promedio en 15.7%, respecto a los datos históricos, así también se puede observar una desviación media de 234.4 unidades.

Para este método el RMSE (Raíz del Error cuadrado medio) es 310.54.

MÉTODO 03: USO DE SIMULACIÓN PARA DETERMINAR PRONÓSTICO

Se procedió a examinar la serie para detección de estacionalidad.

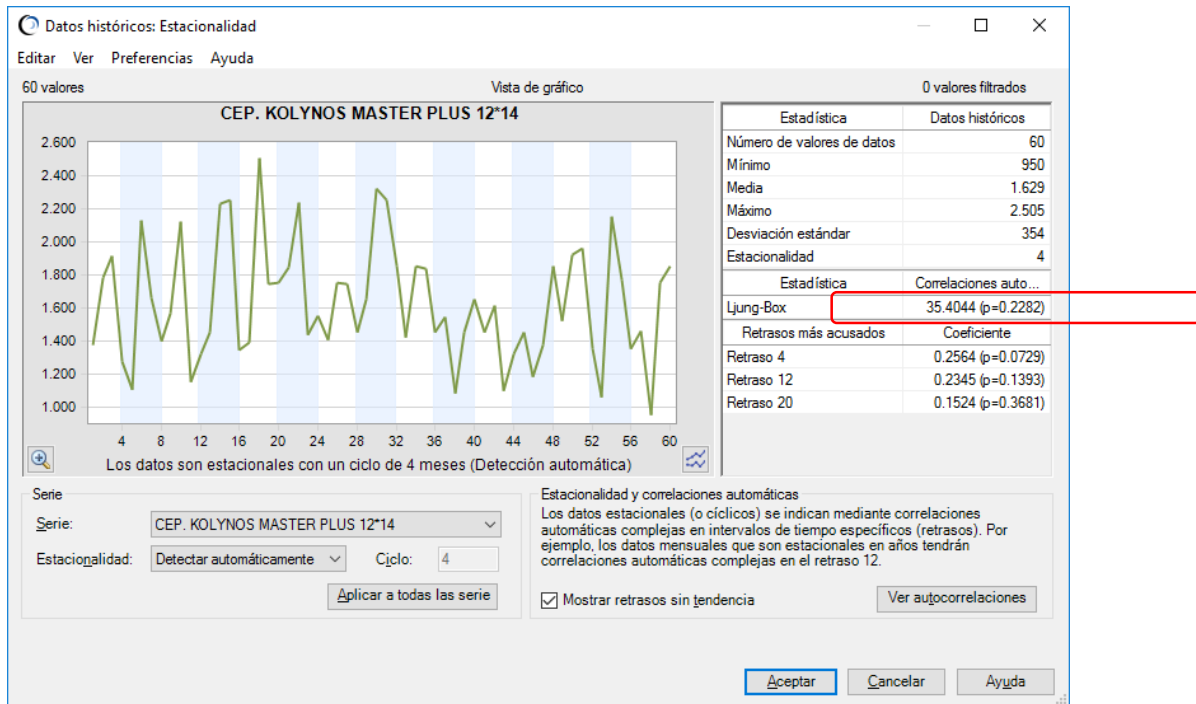


Figura 47: Verificación de estacionalidad en la serie

Al analizar la serie, como se aprecia en la figura 47, se observa claramente que se encuentra un componente estacional.

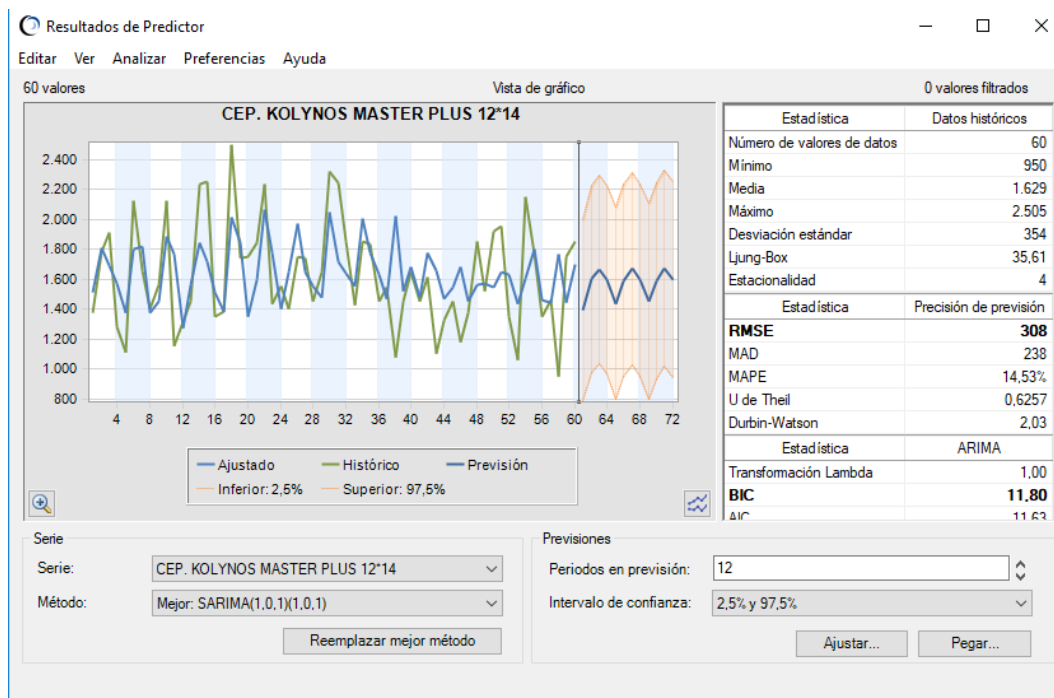


Figura 48: Uso de Predictor para elegir el método de pronóstico más preciso

Al efectuar el análisis utilizando Crystal Ball y el modelo Predictor, se encontró que el mejor método, entendiendo por este el que mejor se ajusta a los datos y por tanto devuelve el menor error de pronóstico, es el método SARIMA (1,0,1)(1,0,1) el cual tiene un RMSE igual a 308, como se muestra en la figura 45.

Tabla 35

Comparación de los métodos de pronóstico Cepillo Kolynos Master Plus

Método de Pronóstico	Raíz del Error Cuadrado Medio (RMSE)	MAPE
Suavizamiento exponencial estacional Winters	352.78	18%
Modelo de Descomposición clásica	310.54	15.7%
SARIMA (1,0,1)(1,0,1)	308	14.53%

Fuente: Elaboración propia

Al comparar los tres métodos pudimos determinar que el mejor método en términos de precisión es el método SARIMA(1,0,1)(1,0,1).

Habiendo efectuado la comparación entre los tres métodos de pronósticos, y habiendo seleccionado como método de pronóstico a SARIMA (1,0,1)(1,0,1) utilizando simulación, se procedió a verificar la validación del modelo analizando los residuos del modelo.

vi. **Residuos del modelo tienen un comportamiento aleatorio, es decir, si son ruido blanco.**

Al analizar el cumplimiento de este requisito:

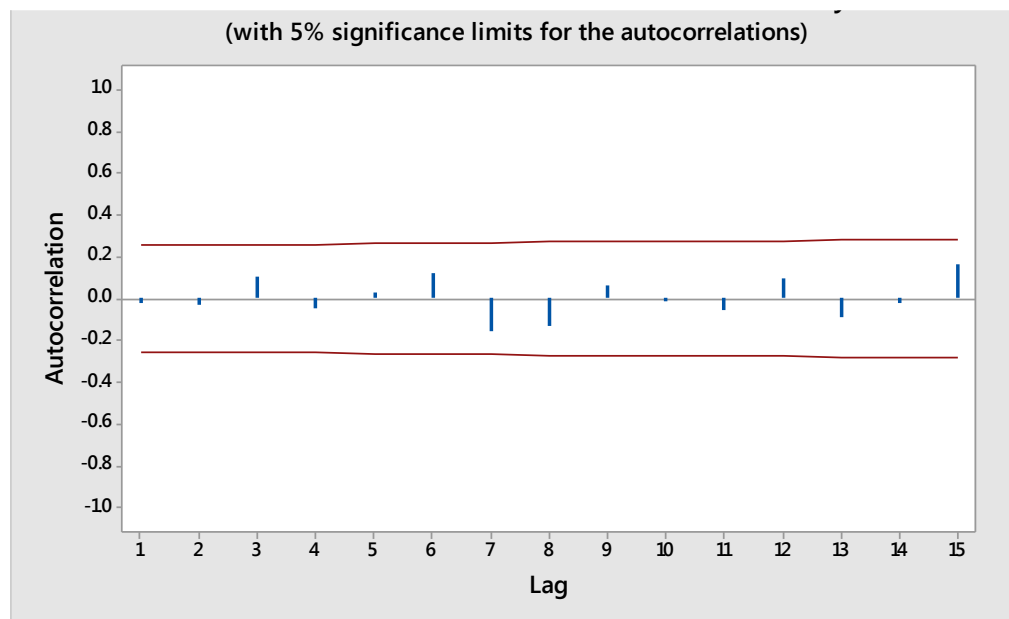


Figura 49: Función de autocorrelación de los residuos

Como se observa la figura 49, los residuos son aleatorios, la evaluación del valor del estadístico Ljung Box permite verificar este requisito.

Tabla 36

Coefficientes de autocorrelación de los residuos método SARIMA

Lag	ACF	T	LBO
1	-0.021164	-0.16	0.03
2	-0.029931	-0.23	0.09
3	0.109384	0.85	0.87
4	-0.044326	-0.34	1.00
5	0.028927	0.22	1.05
6	0.118594	0.90	2.02
7	-0.160477	-1.21	3.83
8	-0.128199	-0.94	5.01
9	0.059402	0.43	5.26
10	-0.015102	-0.11	5.28
11	-0.056077	-0.40	5.52
12	0.097298	0.70	6.25
13	-0.084549	-0.60	6.82
14	-0.023736	-0.17	6.86
15	0.162539	1.15	9.05

Fuente: Elaboración propia

Planteamos las siguientes hipótesis estadísticas:

Ho: Los errores son aleatorios

H1: Los errores no son aleatorios

El examen del residuo de orden 10, en la Tabla 33, contrastado con el estadístico χ^2 con 10 grados de libertad, que es 18.30, permite aceptar la hipótesis nula, de aleatoriedad de errores.

El pronóstico utilizando el mejor método con simulación se muestra en la tabla 37.

Tabla 37

Pronósticos utilizando método SARIMA - Cepillo Kolynos Master Plus

Periodo	Inferior: 2,5%	Previsión	Superior: 97,5%
61	737	1.414	2.091
62	961	1.641	2.321
63	1.012	1.692	2.371
64	875	1.558	2.241
65	725	1.414	2.103
66	949	1.641	2.333
67	996	1.692	2.387
68	885	1.558	2.232
69	734	1.414	2.094
70	954	1.641	2.328
71	1.003	1.692	2.380
72	880	1.558	2.237

4.6. SKU: CEPILLO ULTRA PREMIER MD 14*12GRT.2 CEP

Tabla 38

Evolución de las ventas SKU: CEP. ULTRA PREMIER MD 14*12GRT.2 CEP

CEP. ULTRA PREMIER MD 14*12GRT.2 CEP					
	2012	2013	2014	2015	2016
VENTAS EN UNIDADES					
ENERO	1.372	1.715	1.567	1.338	1.385
FEBRERO	1.461	1.719	1.526	1.350	1.455
MARZO	881	927	1.593	1.184	1.290
ABRIL	1.169	1.181	898	1.741	1.450
MAYO	993	1.241	1.229	1.771	1.339
JUNIO	872	1.026	1.361	2.034	1.837
JULIO	1.041	1.096	1.042	1.709	1.500
AGOSTO	944	954	1.904	1.959	1.940
SEPTIEMBRE	1.055	1.319	2.412	1.514	2.020
OCTUBRE	1.186	1.395	1.300	2.315	1.850
NOVIEMBRE	589	620	760	715	850
DICIEMBRE	699	706	777	780	850

Fuente: Elaboración propia

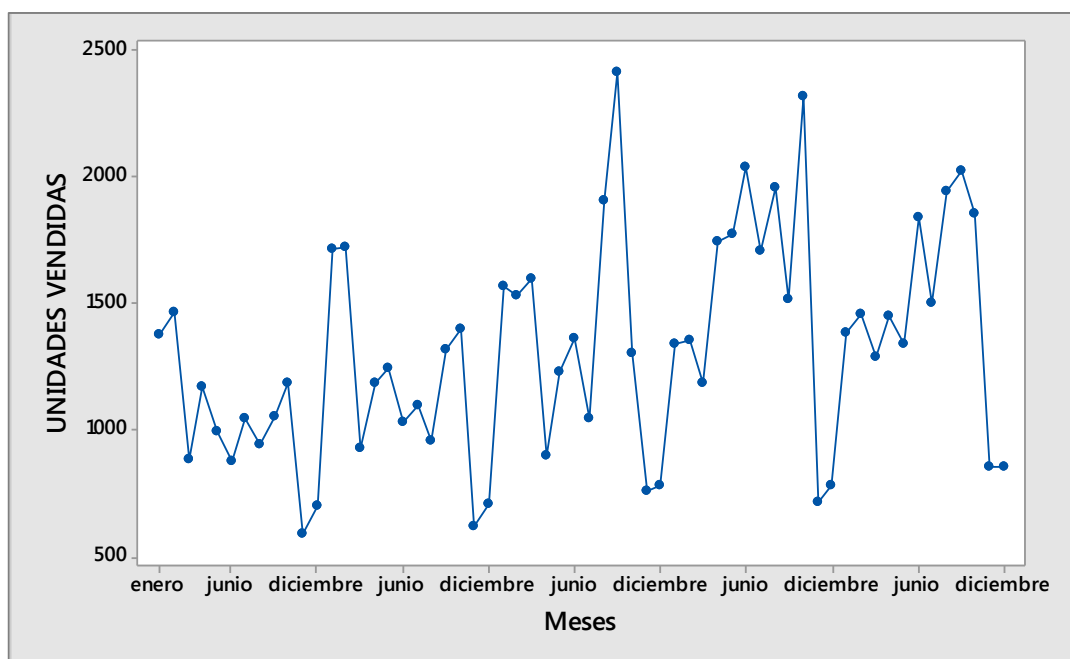


Figura 50: Serie de tiempo Cepillo Ultra Premier

En la figura 50 se puede observar un evidente patrón estacional en las unidades vendidas entre los años 2012 al 2016, se procedió a evidenciar la estacionalidad de manera objetiva analizando la función de autocorrelación.

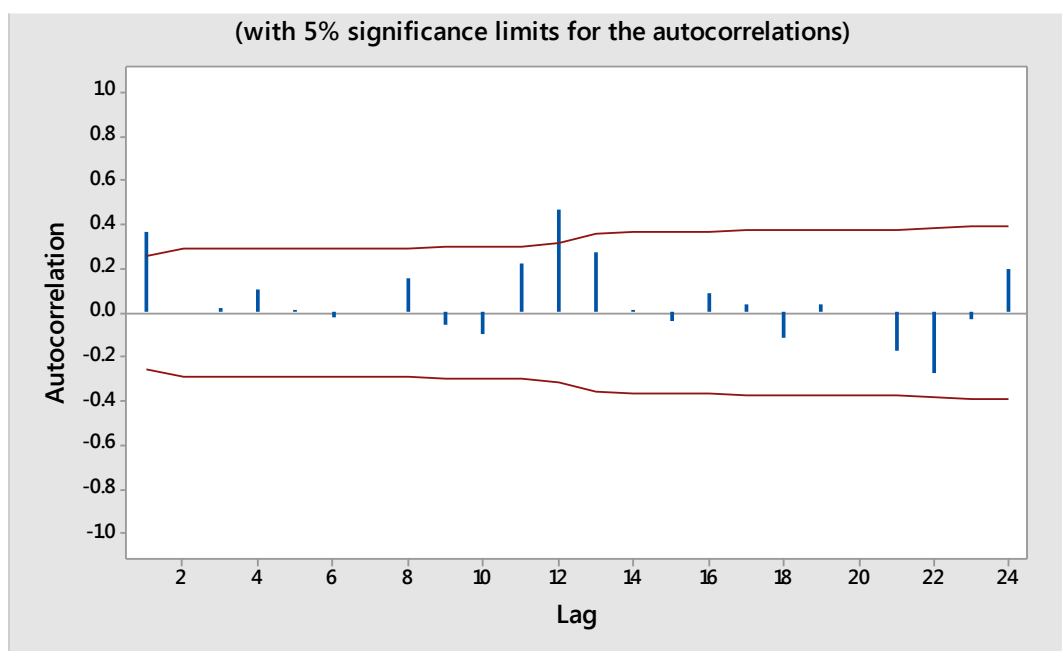


Figura 51: Función de autocorrelación Cepillo Ultra Premier

En la figura 51 se puede observar claramente un patrón de estacionalidad, dado el comportamiento de los coeficientes de autocorrelación que muestran que el coeficiente de autocorrelación de orden 12 es significativamente diferente a 0.

Para corroborar la información gráfica efectuaremos las pruebas de hipótesis correspondientes para verificar la significancia del coeficiente de orden 12, consistente con un patrón estacional mensual.

Tabla 39

Coefficientes de autocorrelación de la serie

<u>Lag</u>	<u>ACF</u>	<u>T</u>	<u>LBO</u>
1	0.369378	2.86	8.60
2	0.005548	0.04	8.60
3	0.023134	0.16	8.64
4	0.109384	0.75	9.43
5	0.010964	0.07	9.44
6	-0.022482	-0.15	9.48
7	0.000662	0.00	9.48
8	0.152915	1.04	11.15
9	-0.057337	-0.38	11.39
10	-0.100023	-0.67	12.13
11	0.220377	1.46	15.82
12	0.469057	3.00	32.87
13	0.277680	1.56	38.98
14	0.014269	0.08	38.99
15	-0.040705	-0.22	39.13
16	0.091682	0.49	39.84
17	0.037196	0.20	39.96
18	-0.117052	-0.63	41.17
19	0.036097	0.19	41.29
20	0.001369	0.01	41.29
21	-0.177374	-0.94	44.29
22	-0.278539	-1.46	51.89
23	-0.025649	-0.13	51.95
24	0.196578	1.00	55.95

Se prueban las siguientes hipótesis:

$$H_0 : \rho_{12} = 0$$

$$H_1 : \rho_{12} \neq 0$$

Si utilizamos un nivel de significancia de 0.05, entonces utilizaremos como estadístico crítico el valor $Z_{0.025} = 1.96$.

Como $t_{12}=3.00$ para el primer coeficiente de autocorrelación y $Z^*=1.96$, entonces tenemos evidencia en contra de la hipótesis nula, luego el coeficiente de autocorrelación de orden 12 es

significativamente distinto de 0, lo cual teóricamente coincide con las series de tiempo con un patrón de estacionalidad.

Para la selección de una técnica de pronóstico que pueda utilizarse con series de tiempo con presencia de un patrón de tendencia, utilizaremos la Tabla 40.

Tabla 40

Métodos de pronósticos para series con estacionalidad

Método	Patrón de datos	Tipo del modelo	Datos mínimos requeridos	
			No estacionales	Estacionales
Suavizamiento exponencial estacional	S	TS	---	2 x s
Descomposición clásica	S	TS	---	5 x s
Box-Jenkins	ST,S,T,C	TS	24	3 x s

Como se puede apreciar en dicha tabla, algunos de los métodos sugeridos incluyen suavizamiento exponencial lineal y los modelos de curva de crecimiento.

Se utilizarán los dos métodos mencionados para evaluación.

MÉTODO 01: SUAVIZAMIENTO EXPONENCIAL ESTACIONAL - WINTERS

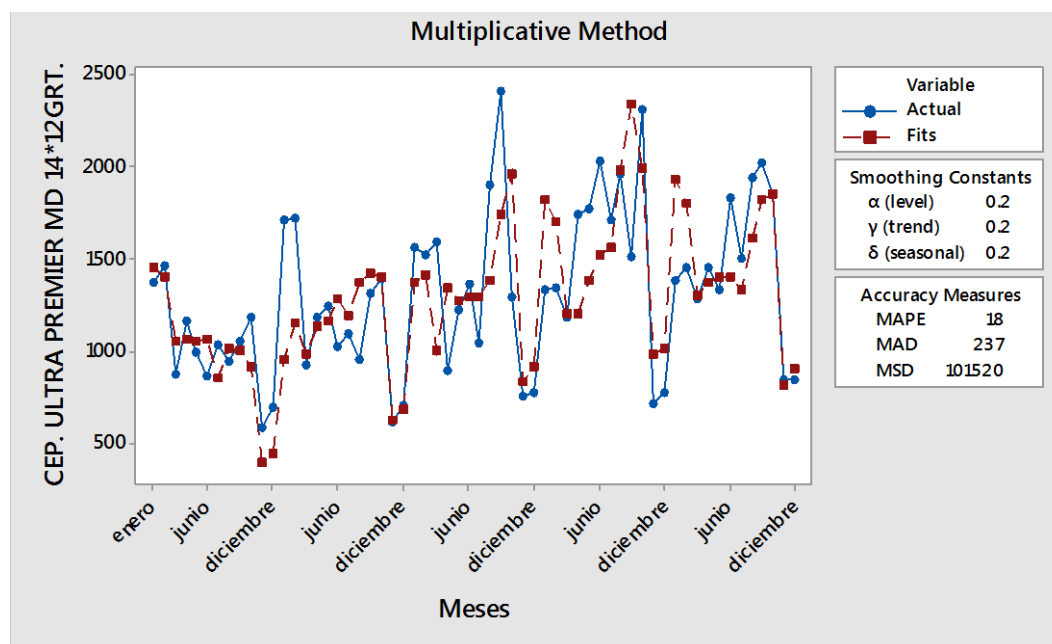


Figura 52: Uso de suavizamiento exponencial estacional

En la figura 52 se puede observar la serie de tiempo considerada, desde el año 2012 al 2016 (60 meses) y el ajuste de pronóstico utilizando el método de suavizamiento exponencial estacional. Asimismo, las constantes de suavizamiento encontradas para el nivel de la serie y la constante que sigue el patrón de tendencia hallado en la serie original.

Las medidas de precisión indican que el método se desvía en promedio en 18%, respecto a los datos históricos, así también se puede observar una desviación media de 237 unidades. Un valor asociado al análisis y comparación de métodos de pronóstico es el RSME (Raíz del Error cuadrado medio) que para este método es 318.62.

MÉTODO 02: MODELO DE DESCOMPOSICIÓN CLÁSICA

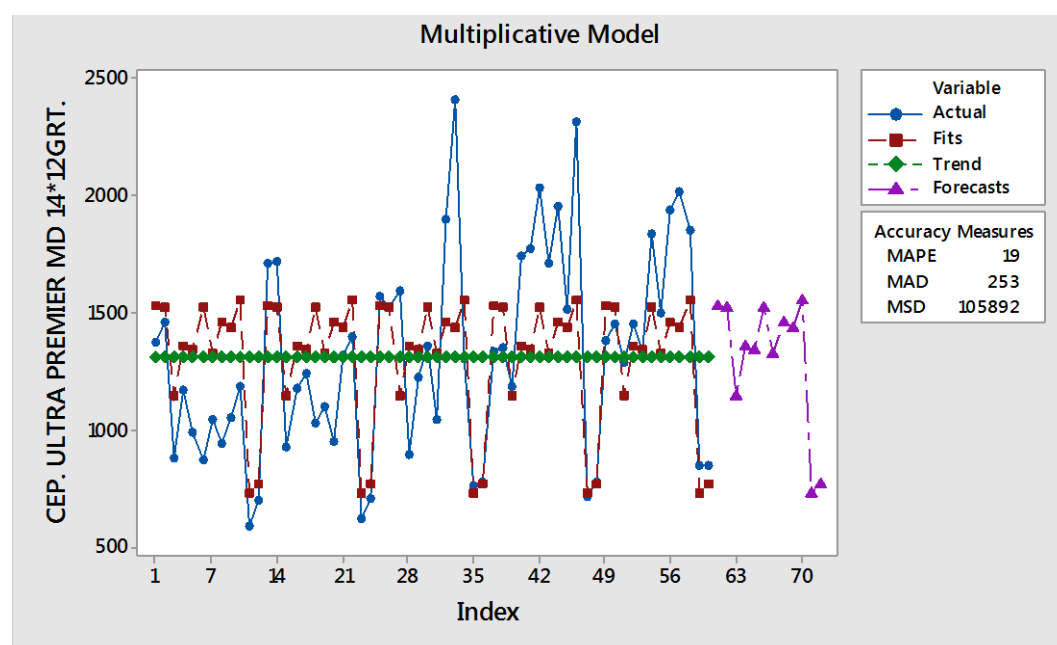


Figura 53: Uso del método de Descomposición clásica

En la figura 53 se puede observar la serie de tiempo considerada, desde el año 2012 al 2016 (60 meses) y el ajuste de pronóstico utilizando el método de Descomposición clásica multiplicativa, considerando únicamente el componente estacional hallado.

Las medidas de precisión indican que el método analizado se desvía en promedio 19%, respecto a los datos históricos, así también se puede observar una desviación media de 253 unidades.

Para este método el RMSE (Raíz del Error cuadrado medio) es 325.41.

MÉTODO 03: USO DE SIMULACIÓN PARA DETERMINAR EL MÉTODO DE PRONÓSTICO MÁS PRECISO

Pronóstico de las ventas de Cepillo Ultra Premier usando simulación con Crystal Ball

Se procedió a examinar la serie para detección de estacionalidad.

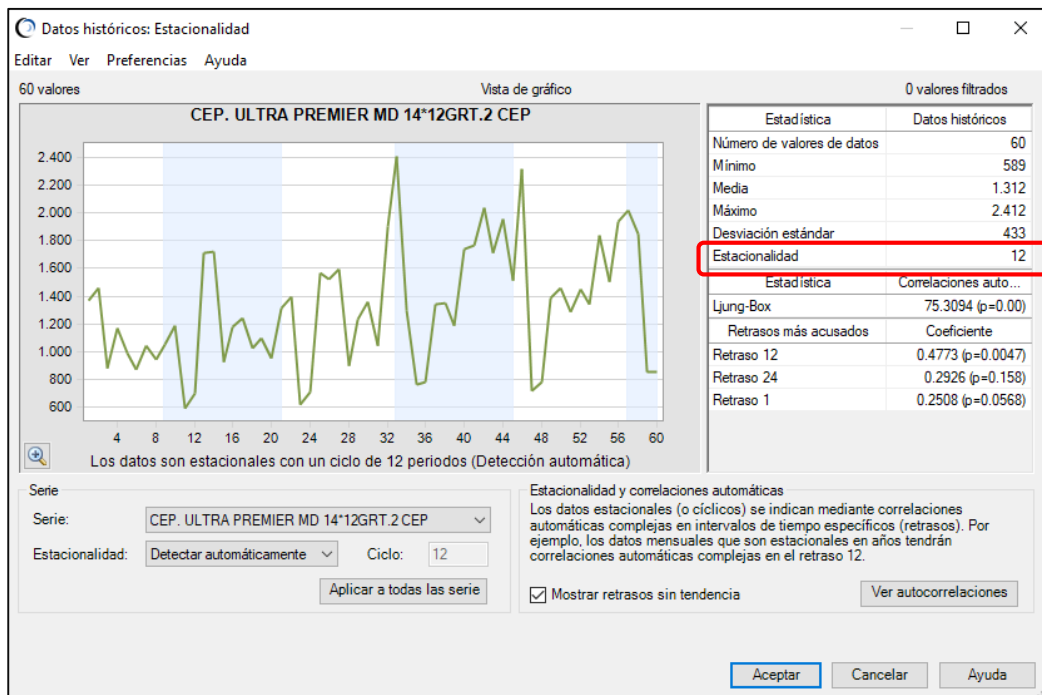


Figura 54: Verificación de estacionalidad en la serie

Al analizar la serie, como se aprecia en la figura 54, se observa claramente que se encuentra un componente estacional mensual.

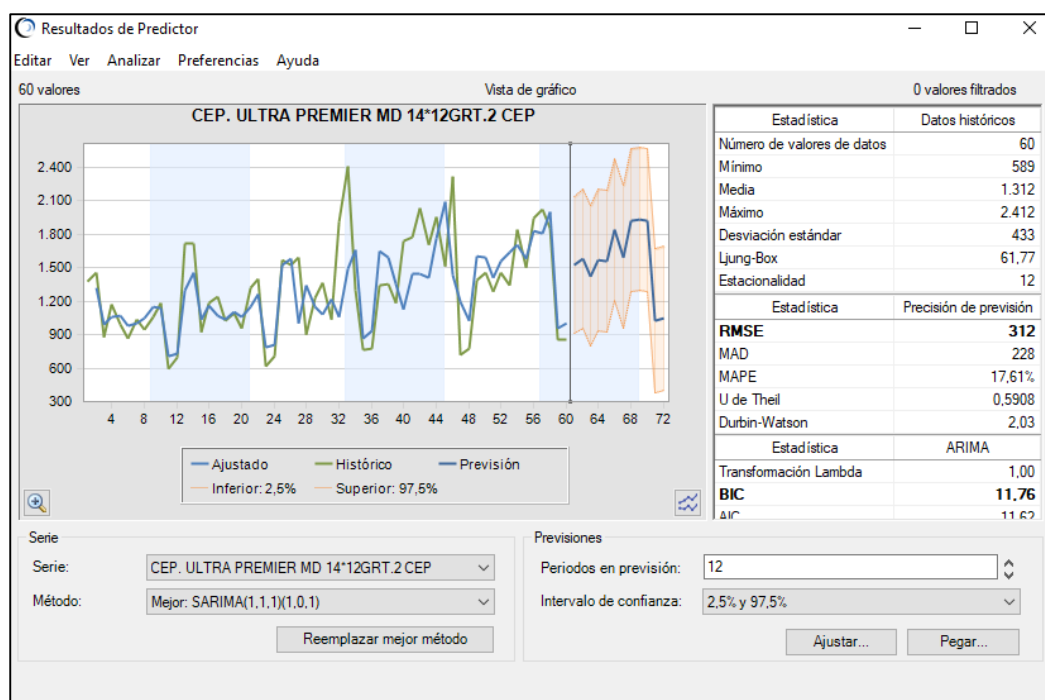


Figura 55: Uso de Predictor para determinar el método de pronóstico más preciso

Al efectuar el análisis utilizando Crystal Ball y el modelo Predictor, se encontró que el mejor método, entendiéndolo por este el que mejor se ajusta a los datos y por tanto devuelve el menor error de pronóstico, como se observa en la figura 55. En este método, SARIMA(1,1,1) (1,0,1) tiene RMSE igual a 312.

Tabla 41

Comparación de métodos de pronóstico Cepillo Ultra Premier

Método de Pronóstico	Raíz del Error Cuadrado Medio (RMSE)	MAPE
Suavizamiento exponencial estacional	318.62	18%
Descomposición clásica modelo multiplicativo	325.41	19%
SARIMA(1,1,1) (1,0,1)	312	17.61%

Habiendo efectuado la comparación entre los tres métodos de pronósticos, y habiendo seleccionado como método de pronóstico a SARIMA(1,1,1) (1,0,1) utilizando simulación, se procedió a verificar la validación del modelo analizando los coeficientes del modelo y los residuos.

Se tiene en cuenta:

i. Evaluación de los Coeficientes del modelo

Tabla 42

Coefficientes del modelo SARIMA

Variable	Coefficiente	Error estándar
AR(1)	0.3660	0.1309
MA(1)	0.9353	0.0391
Estacional AR(1)	0.9144	0.0458
Estacional MA(1)	0.4511	0.1348

Método	Rango	RMSE
SARIMA(1,1,1)(1,0,1)	Mejor	312
Aditivo de Holt-Winters	2.º	353
Aditivo estacional	3.º	356

Método	MAD	MAPE
SARIMA(1,1,1)(1,0,1)	228	17.61%
Aditivo de Holt-Winters	267	19.67%
Aditivo estacional	265	19.72%

Las hipótesis planteadas suponen la significancia de los coeficientes:

Ho: C=0

H1: C ≠ 0

El estadístico de prueba se obtiene de:

$$C = \left| \frac{\hat{C}}{\hat{\sigma}} \right|$$

Siendo la regla de decisión, para optar por evidencia en favor de la hipótesis alternativa, esto es, asumir que los coeficientes del modelo ARIMA son significativos para ser utilizados en la previsión o pronóstico, que $C > N(0.025)$, siendo este valor 1.96.

Al evaluar:

$$\begin{aligned}
 - \quad AR(1) &= \left| \frac{0.3660}{0.1309} \right| = 2.79 \\
 - \quad MA(1) &= \left| \frac{0.9353}{0.0.391} \right| = 23.91 \\
 - \quad SAR(1) &= \left| \frac{0.9144}{0.0458} \right| = 19.97 \\
 - \quad SMA(1) &= \left| \frac{0.4511}{0.1348} \right| = 3.35
 \end{aligned}$$

Se observa que todos los coeficientes del modelo cumplen con este requisito.

ii. **Residuos del modelo tienen un comportamiento aleatorio, es decir, si son ruido blanco.**

Al analizar el cumplimiento de este requisito:

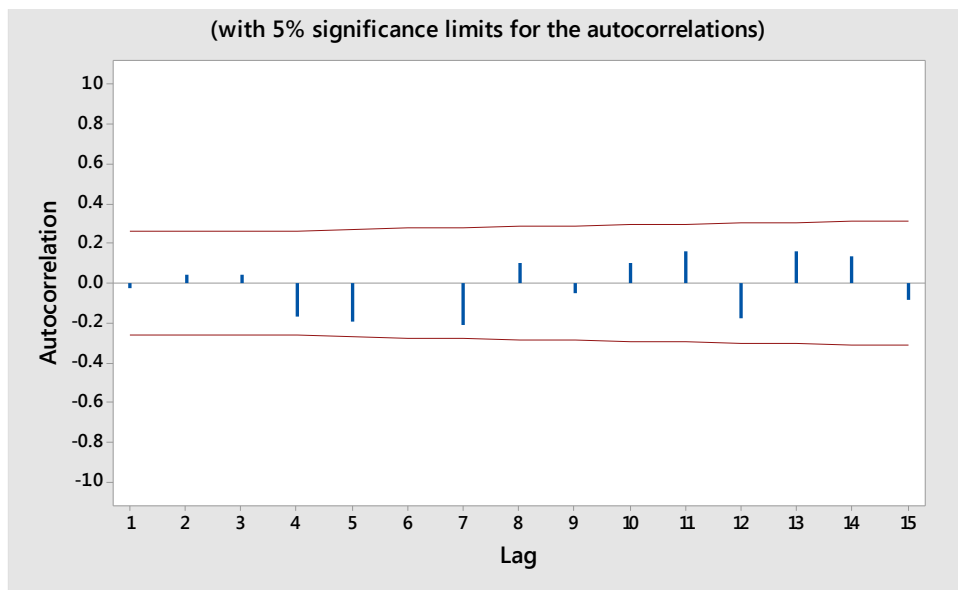


Figura 56: Función de autocorrelación de residuos Cepillo Ultra Premier

Como se observa la figura 56, los residuos son aleatorios, la evaluación del valor del estadístico Ljung Box permite verificar este requisito.

Tabla 43

Coefficientes de autocorrelación de residuos

Lag	ACF	T	LBO
1	-0.027162	-0.21	0.05
2	0.040217	0.31	0.15
3	0.045898	0.35	0.28
4	-0.169597	-1.30	2.17
5	-0.191376	-1.42	4.61
6	0.000083	0.00	4.61
7	-0.212859	-1.53	7.74
8	0.100765	0.70	8.46
9	-0.046708	-0.32	8.62
10	0.097697	0.67	9.32
11	0.162003	1.10	11.28
12	-0.175124	-1.17	13.63
13	0.156811	1.02	15.56
14	0.132878	0.85	16.97
15	-0.087028	-0.55	17.59

Planteamos las siguientes hipótesis estadísticas:

Ho: Los errores son aleatorios

H1: Los errores no son aleatorios

El examen del residuo de orden 10 en la Tabla 40 contrastado con el estadístico χ^2 con 10 grados de libertad, que es 18.30, permite aceptar la hipótesis nula, de aleatoriedad de errores.

El pronóstico utilizando la mejor método con simulación se muestra en la tabla 44.

Tabla 44

Pronósticos utilizando SARIMA(1,1,1)(1,0,1)

Periodo	Inferior: 2,5%	Previsión	Superior: 97,5%
61	913	1.524	2.136
62	952	1.579	2.207
63	796	1.427	2.058
64	939	1.571	2.204
65	921	1.556	2.190
66	1.205	1.842	2.478
67	956	1.594	2.232
68	1.284	1.924	2.564
69	1.295	1.936	2.577
70	1.282	1.926	2.569
71	379	1.024	1.669
72	623	1.250	1.752

4.7. SKU: JABÓN PROTEX 130 gr. CAJA X 72

Tabla 45

Evolución de las ventas SKU: JABÓN PROTEX 130 g CAJA X 72. AÑOS 2012 – 2016

JAB. PROTEX 130GR. CAJA *72					
	2012	2013	2014	2015	2016
VENTAS EN UNIDADES					
ENERO	243	248	275	228	252
FEBRERO	186	196	196	262	213
MARZO	101	104	140	129	158
ABRIL	146	149	137	147	143
MAYO	108	114	145	185	91
JUNIO	184	190	214	122	202
JULIO	152	155	135	211	104
AGOSTO	124	131	243	136	187
SEPTIEMBRE	134	138	179	138	183
OCTUBRE	159	162	135	130	86
NOVIEMBRE	97	102	107	241	213
DICIEMBRE	71	73	80	90	88

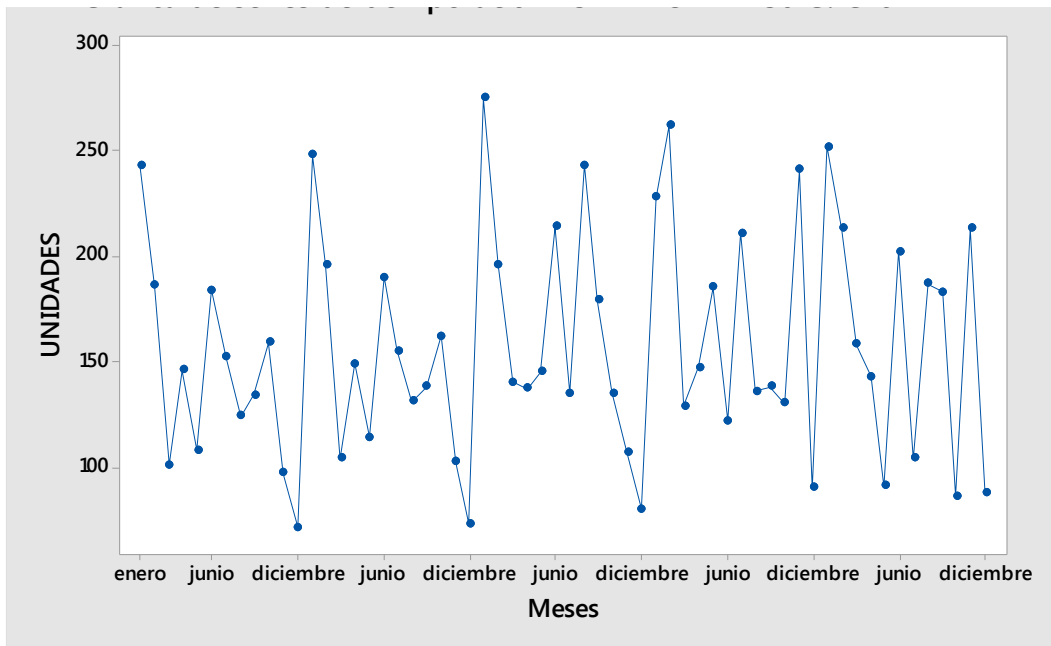


Figura 57: Serie de tiempo JABÓN PROTEX 130 g

En la Tabla 45 y en la figura 57 se puede observar un comportamiento estacional en las unidades vendidas entre los años 2012 al 2016, no se observa tendencia, se procedió a evidenciar la estacionalidad analizando la función de autocorrelación.

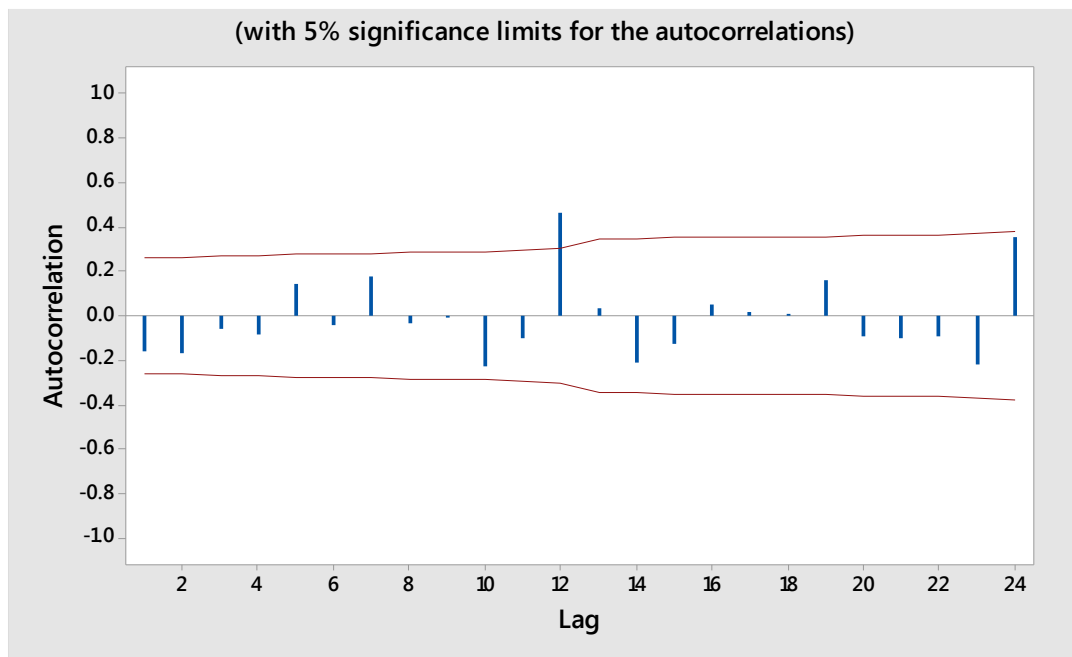


Figura 58: Función de autocorrelación Jabón Protex 130 g

En la figura 58 se puede observar claramente un patrón de estacionalidad, dado el comportamiento del coeficiente de autocorrelación de orden 12.

Para corroborar la información gráfica efectuaremos las pruebas de hipótesis correspondientes para verificar la significancia del coeficiente de autocorrelación de orden 12.

Tabla 46

Función de Autocorrelación JABÓN PROTEX 130 G. CAJA X 12

<u>Lag</u>	<u>ACF</u>	<u>T</u>	<u>LBO</u>
1	-0.163975	-1.27	1.70
2	-0.166736	-1.26	3.48
3	-0.056053	-0.41	3.68
4	-0.088674	-0.65	4.21
5	0.142515	1.04	5.58
6	-0.042833	-0.31	5.71
7	0.176273	1.26	7.89
8	-0.037864	-0.26	7.99
9	-0.010199	-0.07	8.00
10	-0.227034	-1.58	11.83
11	-0.101103	-0.68	12.61
12	0.461266	3.06	29.10
13	0.032631	0.19	29.18
14	-0.213612	-1.24	32.87
15	-0.128015	-0.72	34.23
16	0.054474	0.30	34.48
17	0.019664	0.11	34.51
18	0.010105	0.06	34.52
19	0.162246	0.91	36.91
20	-0.092935	-0.51	37.71
21	-0.099607	-0.55	38.66
22	-0.089717	-0.49	39.45
23	-0.220560	-1.20	44.34
24	0.357190	1.90	57.52

Se prueban las siguientes hipótesis:

$$H_0 : \rho_{12} = 0$$

$$H_1 : \rho_{12} \neq 0$$

Si utilizamos un nivel de significancia de 0.05, entonces utilizaremos como estadístico crítico el valor $Z_{0.025} = 1.96$.

Como $t_{12}=3.06$ para el coeficiente de autocorrelación 12 y $Z^*=1.96$, entonces se tiene evidencia en contra de la hipótesis nula, luego el coeficiente de autocorrelación de orden 12 es

significativamente distinto de 0, lo cual teóricamente coincide con las series de tiempo con un patrón de estacionalidad mensual.

Para la selección de una técnica de pronóstico que pueda utilizarse con series de tiempo con presencia de un patrón de estacionalidad, utilizaremos la tabla 47.

Tabla 47

Métodos de pronóstico para series con estacionalidad Jabón Protex 130 g

Método	Patrón de datos	Tipo del modelo	Datos mínimos requeridos	
			No estacionales	Estacionales
Suavizamiento exponencial estacional	S	TS	---	2 x s
Descomposición clásica	S	TS	---	5 x s
Box-Jenkins	ST,S,T,C	TS	24	3 x s

Fuente: Elaboración propia

Como se puede apreciar en la tabla 44, algunos de los métodos sugeridos incluyen suavizamiento exponencial estacional, los modelos de descomposición clásica y Box-Jenkins (ARIMA).

Se utilizarán los tres métodos mencionados para evaluación.

MÉTODO 01: SUAVIZAMIENTO EXPONENCIAL ESTACIONAL - WINTERS

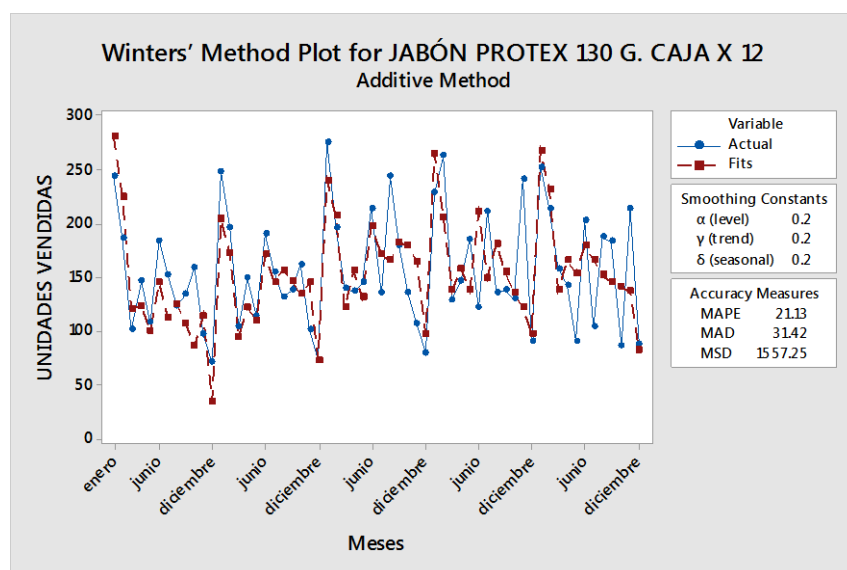


Figura 59: Uso de suavizamiento exponencial estacional

En la figura 59 se puede observar la serie de tiempo considerada, desde el año 2012 al 2016 (60 meses) y el ajuste de pronóstico utilizando el método de suavizamiento exponencial estacional. Asimismo, las constantes de atenuación encontradas para el nivel de la serie y las constantes para la tendencia y estacionalidad de la serie original.

Las medidas de precisión indican que el método se desvía en promedio en 21.13%, respecto a los datos históricos, así también se puede observar una desviación media de 31.42 unidades.

Un valor asociado al análisis y comparación de métodos de pronóstico es el RSME (Raíz del Error cuadrado medio) que para este método es 37.46.

MÉTODO 02: MODELO DE DESCOMPOSICIÓN CLÁSICA

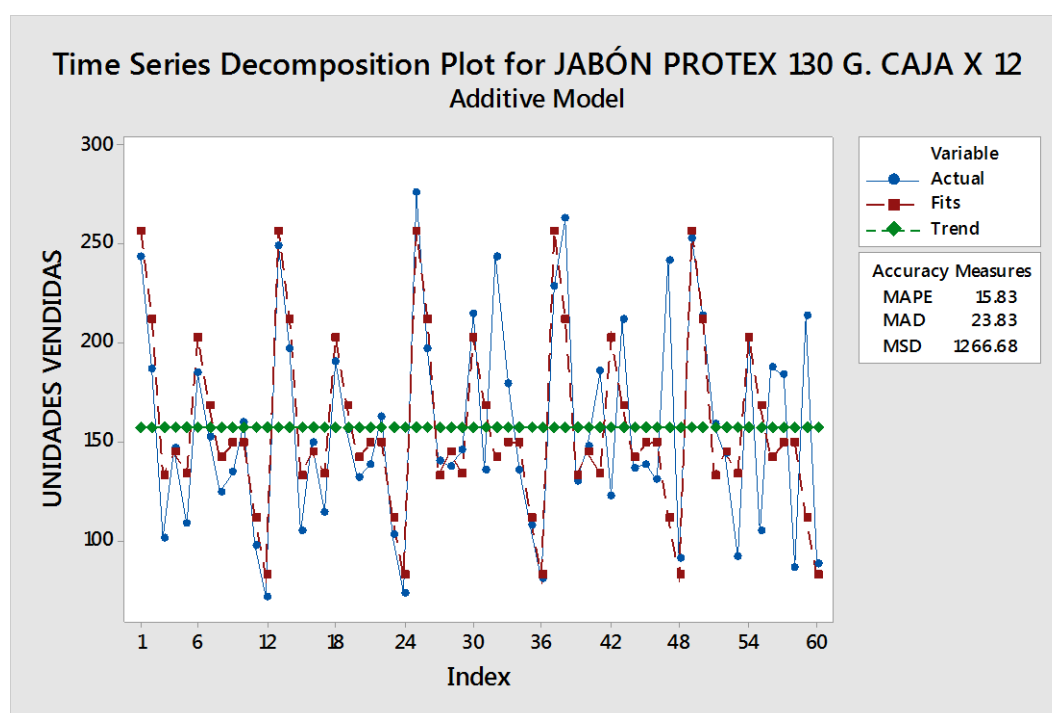


Figura 60: Uso del modelo de Descomposición clásica - Aditiva

En la figura 60 se puede observar la serie de tiempo considerada, desde el año 2012 al 2016 (60 meses) y el ajuste de pronóstico utilizando el método del modelo Descomposición clásica aditiva.

Las medidas de precisión indican que el método analizado se desvía en promedio en 15.83%, respecto a los datos históricos, así también se puede observar una desviación media de 23.83 unidades.

Para este método el RMSE (Raíz del Error cuadrado medio) es 35.59.

MÉTODO 03: USO DE SIMULACIÓN PARA DETERMINAR EL MÉTODO DE PRONÓSTICO MÁS PRECISO

Se procedió a examinar la serie para detección de estacionalidad.

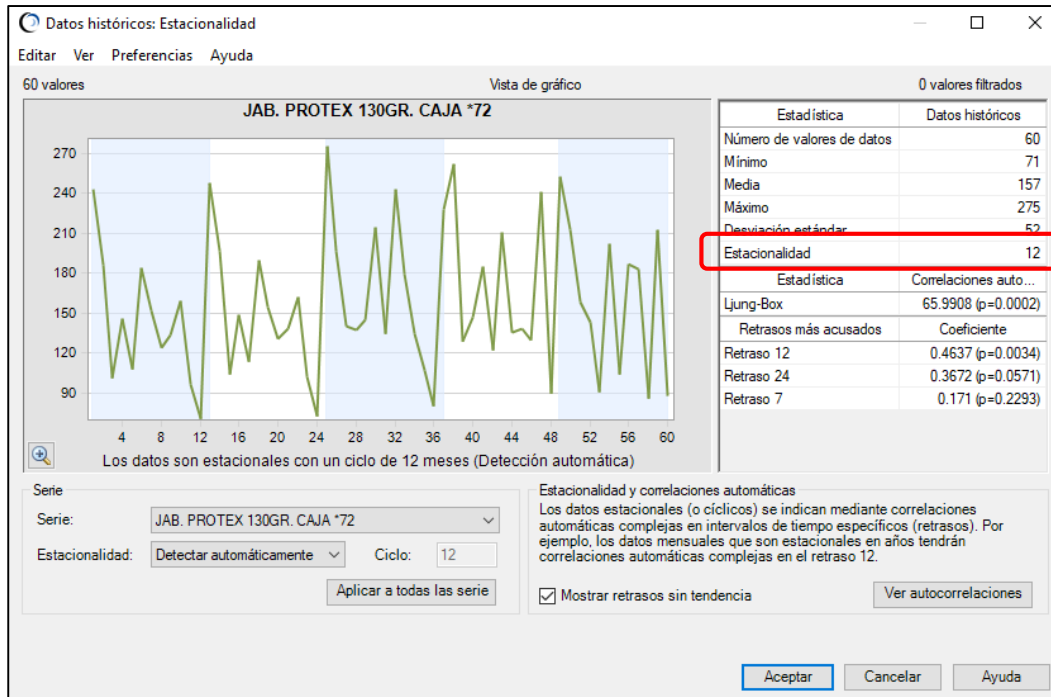
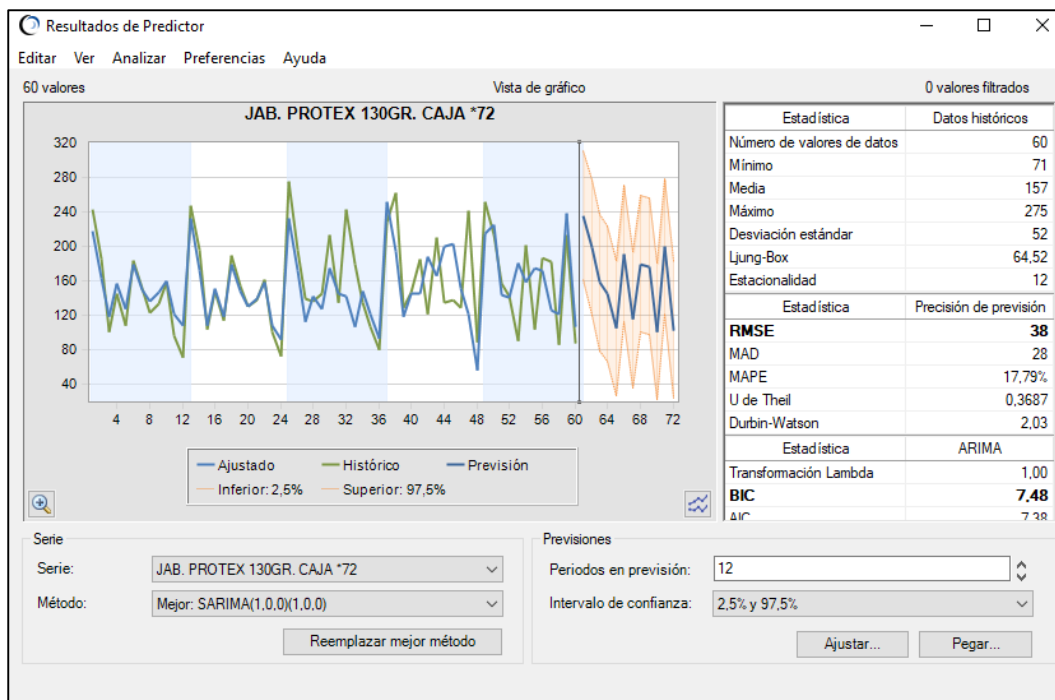


Figura 61: Verificación de estacionalidad en la serie Jabón Protex 130 g

Al analizar la serie, como se aprecia en la figura 61, se observa claramente que no se encuentra un componente tendencial, únicamente estacional.



Al efectuar el análisis utilizando Crystal Ball y el modelo Predictor, se encontró que el mejor método, entendiendo por este el que mejor se ajusta a los datos y por tanto devuelve el menor error de pronóstico. En este método, SARIMA (1,0,0)(1,0,0) tiene RMSE igual a 38.

Tabla 48

Comparación de métodos de pronósticos para Jabón Protex 130g

Método de Pronóstico	Raíz del Error Cuadrado Medio (RMSE)	MAPE
Suavizamiento exponencial estacional	37.46	21.13%
Modelo de Descomposición clásica - Aditiva	35.59	15.83%
SARIMA (1,0,0)(1,0,0)	38	17.79%

Habiendo efectuado la comparación entre los tres métodos de pronósticos, se seleccionó como método de pronóstico al Modelo de Descomposición clásica por ser el de error de pronóstico más bajo, tal como se aprecia en la Tabla 48, se procedió a verificar la validación del modelo analizando los residuos del modelo y los residuos.

Se tiene en cuenta:

i. Análisis de los Residuos del modelo

a) Suposición de Independencia o aleatoriedad de residuos método de Descomposición clásica aditiva

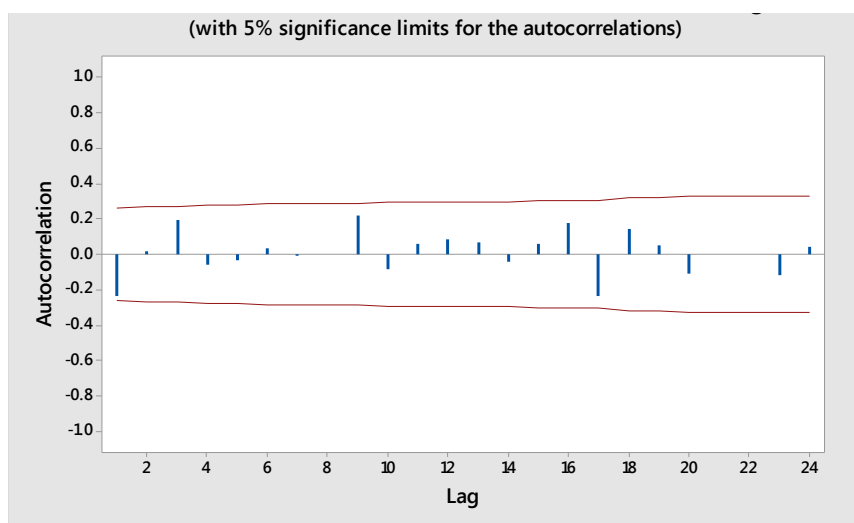


Figura 62: Función de autorrelación de residuos método de descomposición clásica Jabón Protex 130g

Como se observa la figura 62, los residuos son aleatorios, la evaluación del valor del estadístico Ljung Box permite verificar este requisito.

Tabla 49

Coefficientes de autocorrelación de residuos Jabón Protex 130g

<u>Lag</u>	<u>ACF</u>	<u>T</u>	<u>LBQ</u>
1	-0.239708	-1.86	3.62
2	0.019273	0.14	3.65
3	0.196398	1.44	6.16
4	-0.062373	-0.44	6.42
5	-0.032936	-0.23	6.50
6	0.037812	0.27	6.59
7	-0.009826	-0.07	6.60
8	-0.006617	-0.05	6.60
9	0.221874	1.57	10.20
10	-0.086039	-0.58	10.75
11	0.057151	0.39	10.99
12	0.082856	0.56	11.53
13	0.064812	0.43	11.86
14	-0.045483	-0.30	12.03
15	0.058239	0.39	12.31
16	0.181728	1.21	15.10
17	-0.240221	-1.56	20.09
18	0.145960	0.91	21.98
19	0.049607	0.31	22.20
20	-0.109577	-0.67	23.32
21	-0.003186	-0.02	23.32
22	0.004754	0.03	23.32
23	-0.116158	-0.71	24.68
24	0.042619	0.26	24.86

Planteamos las siguientes hipótesis estadísticas:

Ho: Los errores son aleatorios

H1: Los errores no son aleatorios

El examen del residuo de orden 10 contrastado con el estadístico χ^2 con 10 grados de libertad, que es 18.30, permite aceptar la hipótesis nula, de aleatoriedad de errores.

b) Suposición de Normalidad de residuos

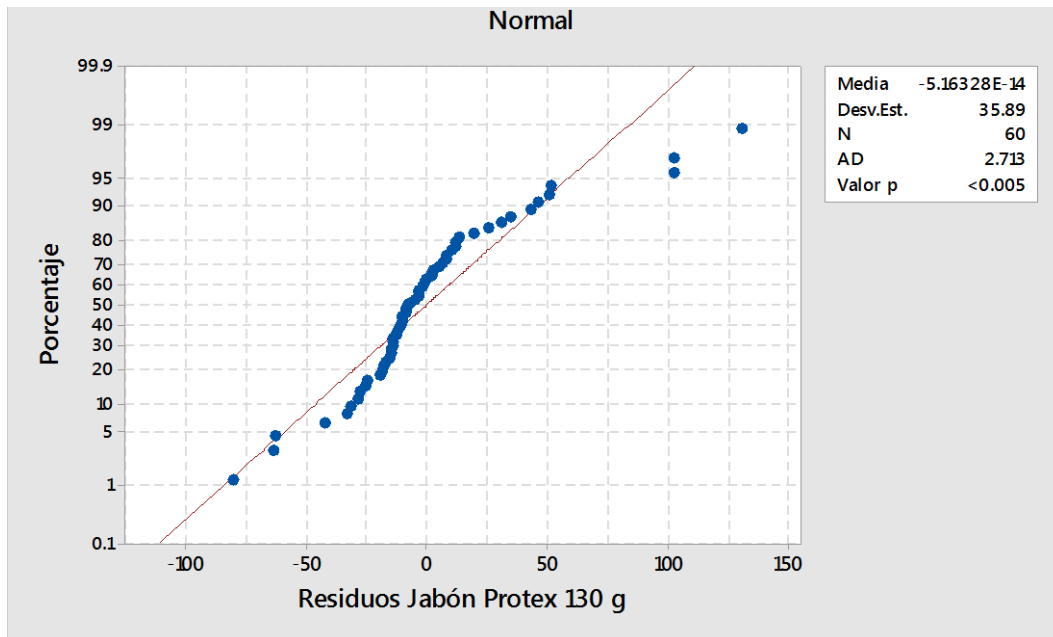


Figura 63: Gráfica de probabilidad normal de residuos método de Descomposición clásica - Jabón Protex 130g

Planteamos las hipótesis:

$H_0: e_{ij} = NID(0,1)$ Los residuos están normalmente distribuidos

$H_1: e_{ij} \neq NID(0,1)$ Los residuos no siguen distribución normal

Evaluando el P-Value <0.005 , no podemos aceptar la hipótesis de normalidad de los residuos, esto nos lleva a examinar el segundo mejor método hallado, en este caso se examinó los residuos si se utiliza el método de suavizamiento estacional.

c) **Suposición de Independencia o aleatoriedad de residuos método de suavizamiento estacional**

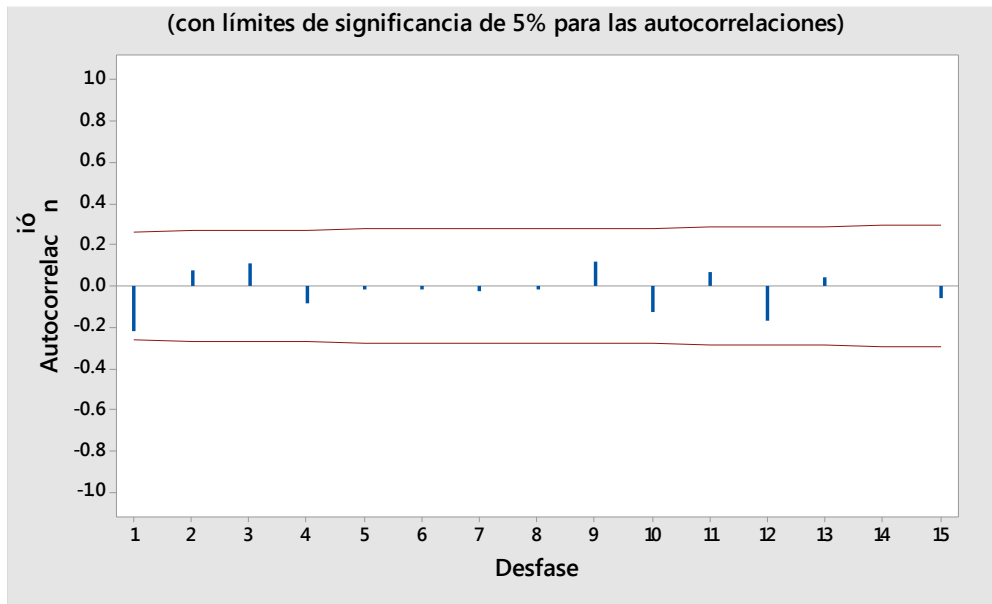


Figura 64: Función de autocorrelación de residuos para el método de suavizamiento estacional

Como se observa la figura 64, los residuos son aleatorios, la evaluación del valor del estadístico Ljung Box permite verificar este requisito.

Planteamos las siguientes hipótesis estadísticas:

H_0 : Los errores son aleatorios

H_1 : Los errores no son aleatorios

El examen del residuo de orden 10 de la Tabla 50, contrastado con el estadístico χ^2 con 10 grados de libertad, que es 18.30, permite aceptar la hipótesis nula, de aleatoriedad de errores.

Tabla 50

Coefficientes de autocorrelación de residuos usando suavizamiento estacional

Lag	ACF	T	LBQ
1	-0.216832	-1.68	2.96
2	0.075110	0.56	3.33
3	0.107869	0.79	4.09
4	-0.088312	-0.64	4.60
5	-0.019311	-0.14	4.63
6	-0.018120	-0.13	4.65
7	-0.024148	-0.17	4.69
8	-0.013774	-0.10	4.71
9	0.115940	0.84	5.69
10	-0.130867	-0.94	6.96
11	0.064823	0.46	7.28
12	-0.166896	-1.17	9.44
13	0.038585	0.26	9.56
14	-0.001198	-0.01	9.56
15	-0.054986	-0.38	9.81

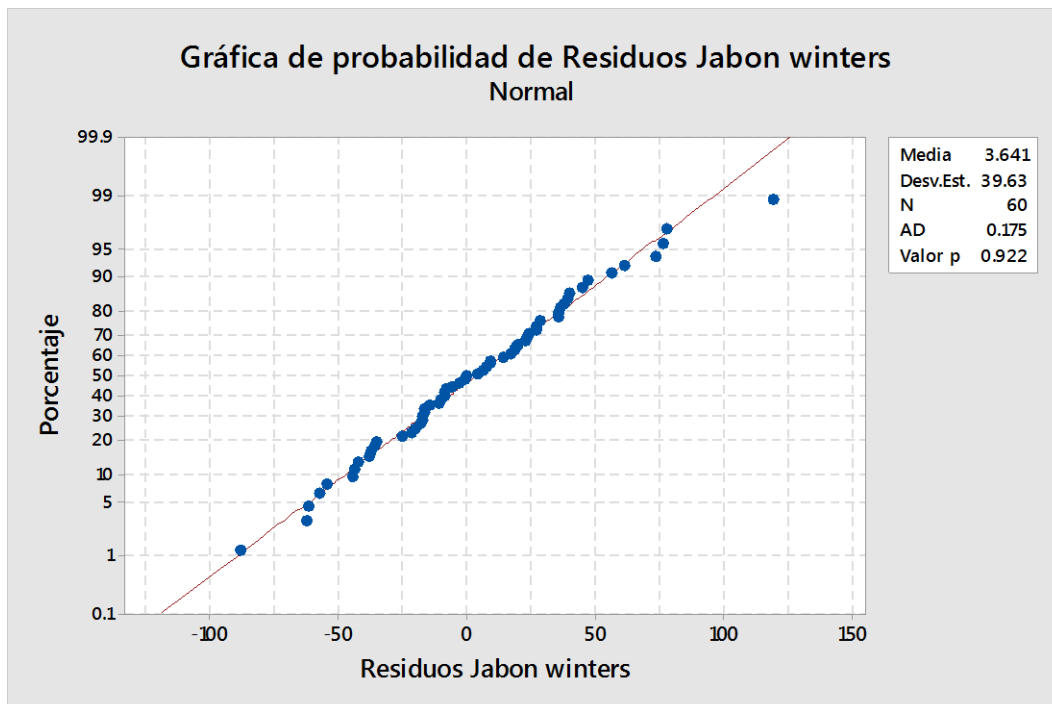


Figura 65: Gráfica de probabilidad normal de residuos usando método de suavizamiento estacional

Planteamos las hipótesis:

$H_0: e_{ij} = \text{NID}(0,1)$ Los residuos están normalmente distribuidos

$H_0: e_{ij} \neq \text{NID}(0,1)$ Los residuos no siguen distribución normal

Evaluando el $P\text{-Value}=0.922 > 0.05$, podemos aceptar la hipótesis de normalidad de los residuos.

Tabla 51

Pronósticos Jabón Protex 130g

Período	Pronóstico	Inferior	Superior
61	251.139	174.158	328.120
62	216.563	138.376	294.750
63	133.412	53.881	212.944
64	148.807	67.799	229.815
65	135.174	52.565	217.784
66	189.401	105.072	273.729
67	159.415	73.258	245.573
68	177.244	89.153	265.335
69	166.862	76.741	256.983
70	141.114	48.872	233.355
71	172.218	77.771	266.665
72	91.279	-5.452	188.010

Fuente: Elaboración propia

En la Tabla 51 se observan los pronósticos del SKU Jabón Protex 130g utilizando el segundo mejor método de suavizamiento estacional.

4.8. SKU: SUAVITEL SOFLAN ADIÓS PLANCHADO

Tabla 52

Evolución de las ventas SKU: SUAVITEL SOFLAN ADIÓS AL PLANCHADO. AÑOS 2012 – 2016

SUAVITEL SOFLAN ADIÓS AL PLANCHADO 80 ML					
	2012	2013	2014	2015	2016
VENTAS EN UNIDADES					
ENERO	45	89	165	285	270
FEBRERO	48	120	160	366	179
MARZO	40	78	170	250	131
ABRIL	60	67	172	165	278
MAYO	65	75	180	201	245
JUNIO	68	82	165	175	210
JULIO	72	144	250	144	234
AGOSTO	75	156	201	228	249
SEPTIEMBRE	80	174	245	232	272
OCTUBRE	85	180	268	229	212
NOVIEMBRE	86	162	255	220	308
DICIEMBRE	90	170	240	215	280

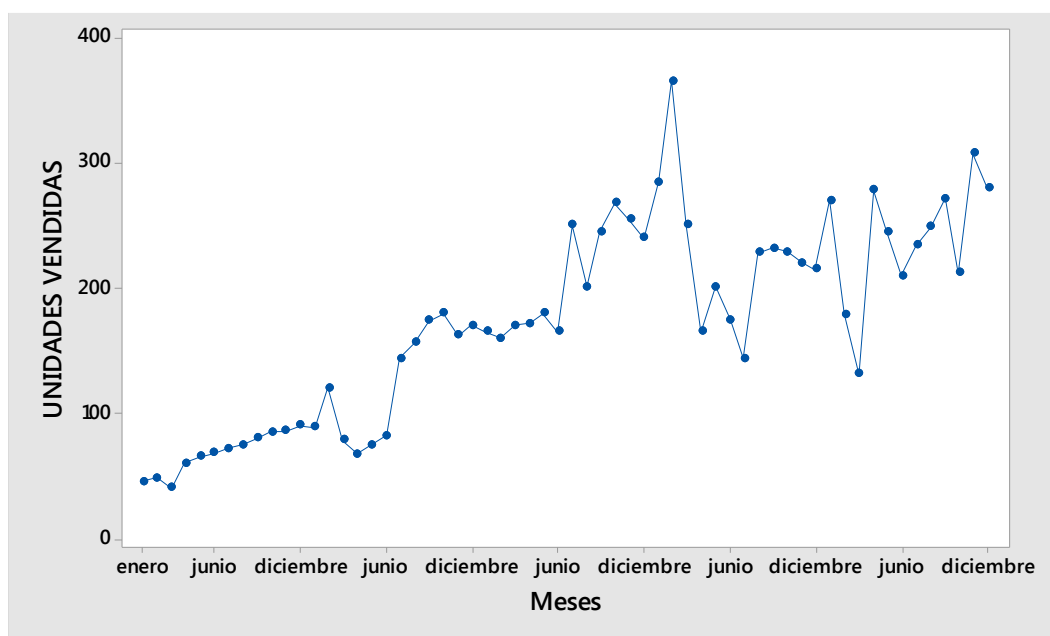


Figura 66: Serie de tiempo Suavitel Soflan adiós al planchado

En la figura 66 se puede observar un aumento en las unidades vendidas entre los años 2012 al 2016, la tendencia es bastante clara, igual se procedió a evidenciar la tendencia de manera objetiva analizando la función de autocorrelación.

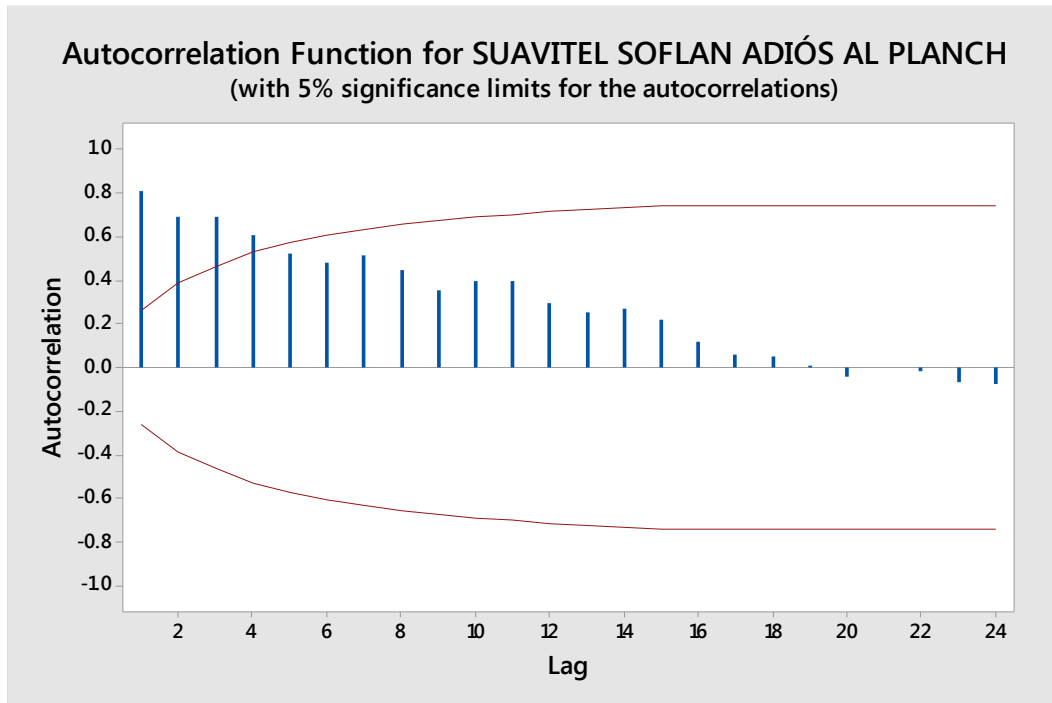


Figura 67: Función de autocorrelación Suavitel adiós al planchado

En la figura 67 se puede observar claramente un patrón de tendencia, dado el comportamiento de los coeficientes de autocorrelación que inician con valores altos y van cayendo gradualmente.

Para corroborar la información gráfica efectuaremos las pruebas de hipótesis correspondientes, con ello se pretende verificar la significancia de los primeros coeficientes de autocorrelación y confirmar la tendencia hallada en la inspección gráfica.

Tabla 53

Coefficientes de la función de Autocorrelación: Suavitel sofían adiós al planchado

<u>Lag</u>	<u>ACF</u>	<u>T</u>	<u>LBQ</u>
1	0.808533	6.26	41.22
2	0.691696	3.53	71.90
3	0.689074	2.95	102.89
4	0.608635	2.30	127.50
5	0.521826	1.82	145.92
6	0.479762	1.58	161.77
7	0.512979	1.63	180.24
8	0.451588	1.37	194.83
9	0.354987	1.05	204.02
10	0.395202	1.15	215.64
11	0.396009	1.12	227.55
12	0.297604	0.83	234.41
13	0.252921	0.69	239.48
14	0.266396	0.73	245.22
15	0.221061	0.60	249.26
16	0.118121	0.32	250.44
17	0.059045	0.16	250.74
18	0.050018	0.13	250.96
19	0.009015	0.02	250.97
20	-0.042951	-0.12	251.14
21	0.000539	0.00	251.14
22	-0.016435	-0.04	251.16
23	-0.068466	-0.18	251.64
24	-0.078662	-0.21	252.28

Se prueban las siguientes hipótesis:

$$H_0 : \rho_1 = 0$$

$$H_1 : \rho_1 \neq 0$$

Si utilizamos un nivel de significancia de 0.05, y dado que contamos con una muestra grande, entonces utilizaremos como estadístico crítico el valor $Z_{0.05/2} = 1.96$.

Como $r_1=0.937480$ para el primer coeficiente de autocorrelación y $Z^*=1.96$, entonces se hallará el intervalo de confianza al 95% para una muestra grande con el coeficiente de autocorrelación en el retraso de tiempo 1 al 4 que gráficamente muestran ser significativos, para ello se utilizará las siguientes ecuaciones:

$$SE(r_k) = \sqrt{\frac{1 + 2 \sum_{i=1}^{k-1} r_i^2}{n}}$$

donde

$SE(r_k)$ = error estándar (desviación estándar estimada) de la autocorrelación en retraso k

r_i = la autocorrelación en el retraso i

k = retraso de tiempo

n = el número de observaciones en la serie de tiempo

Para una autocorrelación en el retraso 1, se utiliza el error estándar $\frac{1}{\sqrt{n}}$.

Donde $n=60$, correspondientes a los datos mensuales históricos de los 5 años de demanda de cada SKU.

Por tanto, los intervalos de confianza para cada uno de los 5 primeros retrasos son:

$$\text{Retraso 1: } 0 \pm Z_{0,025} \times SE(r_1) = 0 \pm 1,96(0,1291) = \pm 0,2530$$

$$\text{Retraso 2: } 0 \pm Z_{0,025} \times SE(r_2) = 0 \pm 1,96(0,1961) = \pm 0,3844$$

$$\text{Retraso 3: } 0 \pm Z_{0,025} \times SE(r_3) = 0 \pm 1,96(0,2333) = \pm 0,4572$$

$$\text{Retraso 4: } 0 \pm Z_{0,025} \times SE(r_4) = 0 \pm 1,96(0,2650) = \pm 0,5194$$

Está indicada una autocorrelación significativamente diferente de 0, siempre que un valor de un coeficiente de autocorrelación caiga fuera de los límites de confianza correspondientes (Hanke & Wichern, 2010).

En el caso de los coeficientes de autocorrelación de orden 1 al 4, se pudo observar que están fuera del intervalos de confianza hallado para cada retraso y luego son no significativos y van cayendo gradualmente hacia cero, lo cual teóricamente coincide con las series de tiempo con un patrón de tendencia.

Para la selección de una técnica de pronóstico que pueda utilizarse con series de tiempo con presencia de un patrón de tendencia, utilizaremos la tabla 1 mostrada anteriormente, de ellos se eligen los métodos mostrados en la tabla 54.

Tabla 54

Métodos de pronóstico para series con tendencia

Método	Patrón de datos	Tipo del modelo	Datos mínimos requeridos	
			No estacionales	Estacionales
Suavizamiento exponencial lineal	S	TS	3	
Modelo de tendencia lineal	S	TS	10	
Box-Jenkins	ST,S,T,C	TS	24	3 x s

Como se puede apreciar en dicha tabla, algunos de los métodos sugeridos incluyen suavizamiento exponencial lineal, los modelos de curva de crecimiento y el modelo de Box-Jenkins (ARIMA), además de cumplir con el requisito del número mínimo requerido para el uso de cada método.

Se utilizarán los dos primeros métodos mencionados para evaluación de los modelos determinísticos y el modelo de Box-Jenkins en el análisis de simulación.

MÉTODO 01: SUAVIZAMIENTO EXPONENCIAL LINEAL

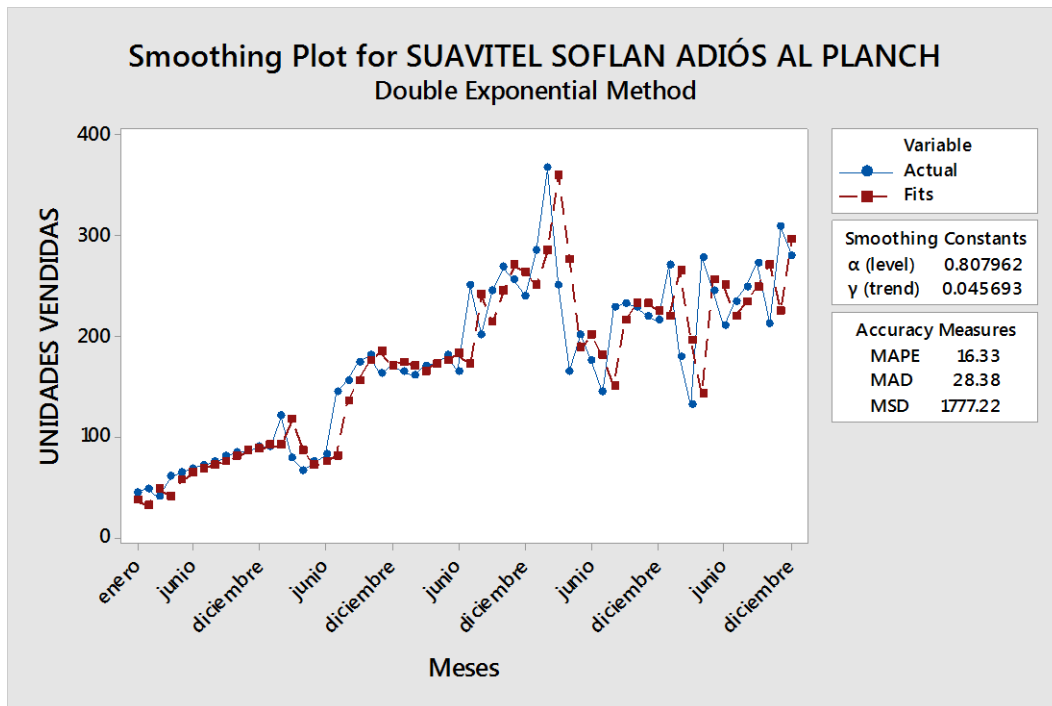


Figura 68: Uso de suavizamiento exponencial lineal – Holt

En la figura 68 se puede observar la serie de tiempo considerada, desde el año 2012 al 2016 (60 meses) y el ajuste de pronóstico utilizando el método de suavizamiento exponencial lineal. Asimismo, las constantes de suavizamiento encontradas para el nivel de la serie y la constante que sigue el patrón de tendencia hallado en la serie original.

Las medidas de precisión indican que el método se desvía en promedio en 16.33%, respecto a los datos históricos, así también se puede observar una desviación media de 28.38 unidades. El error cuadrado medio (MSD por sus siglas en inglés – Mean Square Deviation) se utilizará para efectuar la comparación con el segundo método sugerido de curvas de crecimiento.

Un valor asociado al análisis y comparación de métodos de pronóstico es el RSME (Raíz del Error cuadrado medio) que para este método es 42.16.

MÉTODO 02: MODELO DE TENDENCIA CURVA DE CRECIMIENTO

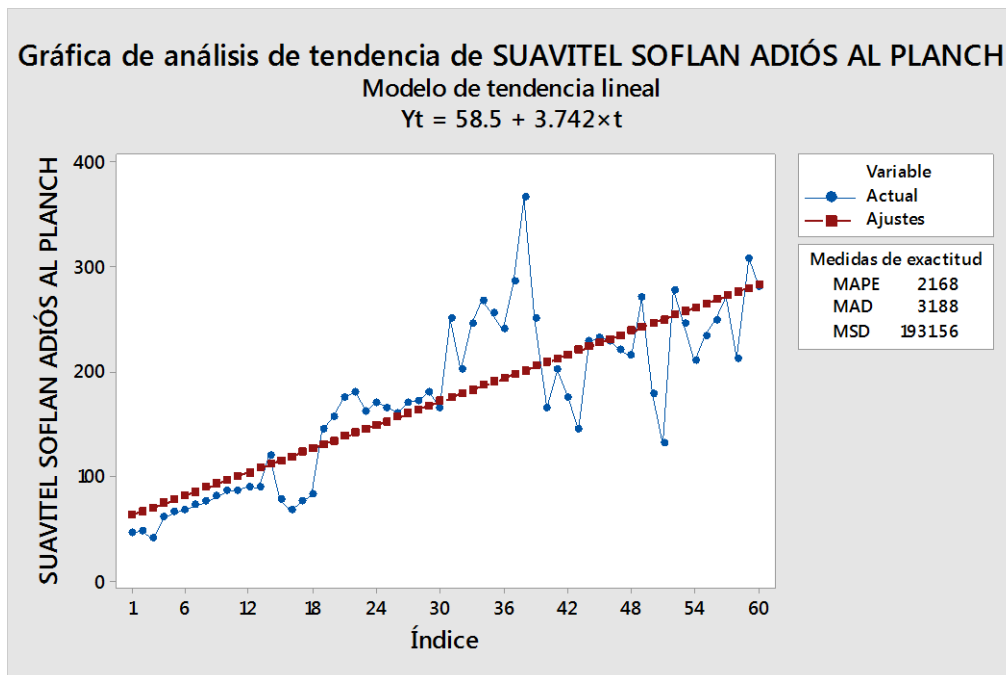


Figura 69: Modelo de tendencia lineal

En la figura 69 se puede observar la serie de tiempo considerada, desde el año 2012 al 2016 (60 meses) y el ajuste de pronóstico utilizando el método del modelo de tendencia Curva de Crecimiento.

La ecuación de pronóstico es: $Y_t = 58.5 + 3.742 \times t$, siendo t el tiempo, que asume valores desde 1 hasta 60 para los valores históricos y en el caso del pronóstico $t = 61$.

Las medidas de precisión indican que el método analizado se desvía en promedio en 21.68%, respecto a los datos históricos, así también se puede observar una desviación media de 31.88 unidades.

Para este método el RMSE (Raíz del Error cuadrado medio) es 43.95.

MÉTODO 03: USO DE SIMULACIÓN PARA DETERMINAR EL MÉTODO DE PRONÓSTICO MÁS PRECISO

Pronóstico de las ventas de CD Colgate Herbal Whitening 90 g, usando simulación con Crystal Ball

Se procedió a examinar la serie para detección de estacionalidad.



Figura 70: Verificación de existencia de estacionalidad

Al analizar la serie, como se aprecia en la figura 70, se observa claramente que no se encuentra un componente estacional, únicamente tendencial.

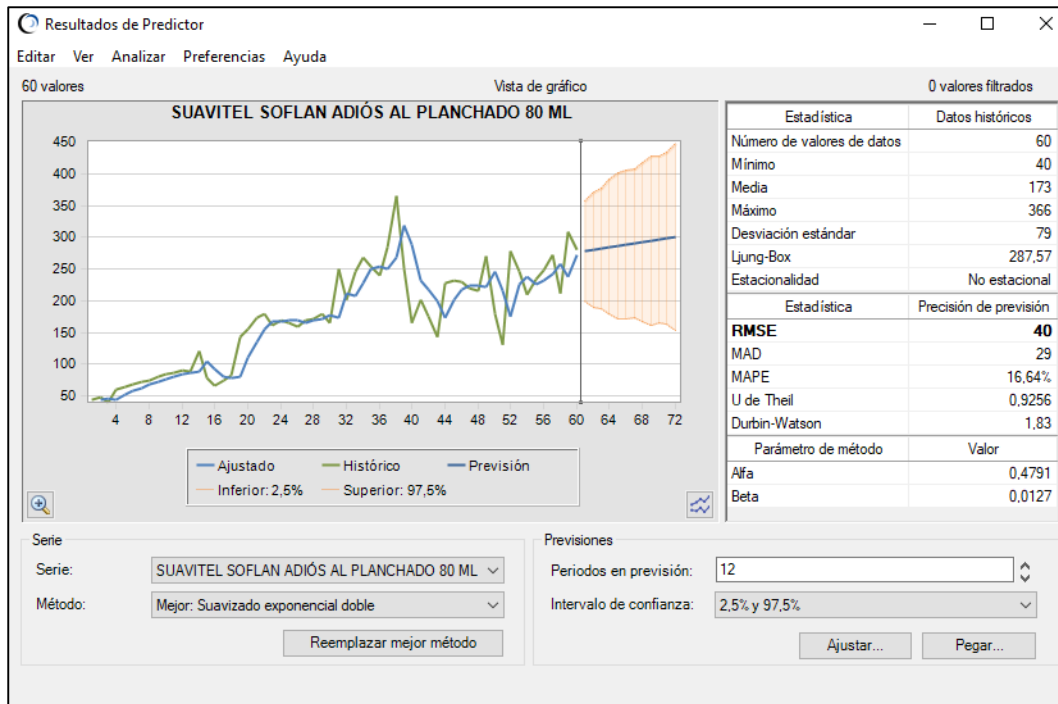


Figura 71: Uso de Predictor para determinar el método más preciso usando simulación

Al efectuar el análisis utilizando Crystal Ball y el modelo Predictor como se observa en la figura 71, se encontró que el mejor método, entendiendo por este el que mejor se ajusta a los datos y por tanto devuelve el menor error de pronóstico es el de suavizamiento exponencial lineal o doble, el cual tiene RMSE igual a 40.

Tabla 55

Comparación de error de pronóstico en Suavitel soflan adiós al planchado

Método de Pronóstico	Raíz del Error Cuadrado Medio (RMSE)	MAPE
Suavizamiento exponencial lineal	42.16	16.33%
Modelo de Tendencia lineal	43.95	21.68%
Suavizamiento exponencial doble con uso de simulación	40	16.64%

Habiendo efectuado la comparación entre los tres métodos de pronósticos, como se observa en la Tabla 55, y habiendo seleccionado como método de pronóstico a

suavizamiento exponencial doble utilizando simulación, se procedió a verificar la validación del modelo analizando los residuos del modelo.

Se tiene en cuenta:

Análisis de los Residuos del modelo

a) Suposición de Independencia o aleatoriedad de residuos método de suavizamiento exponencial doble utilizando simulación.

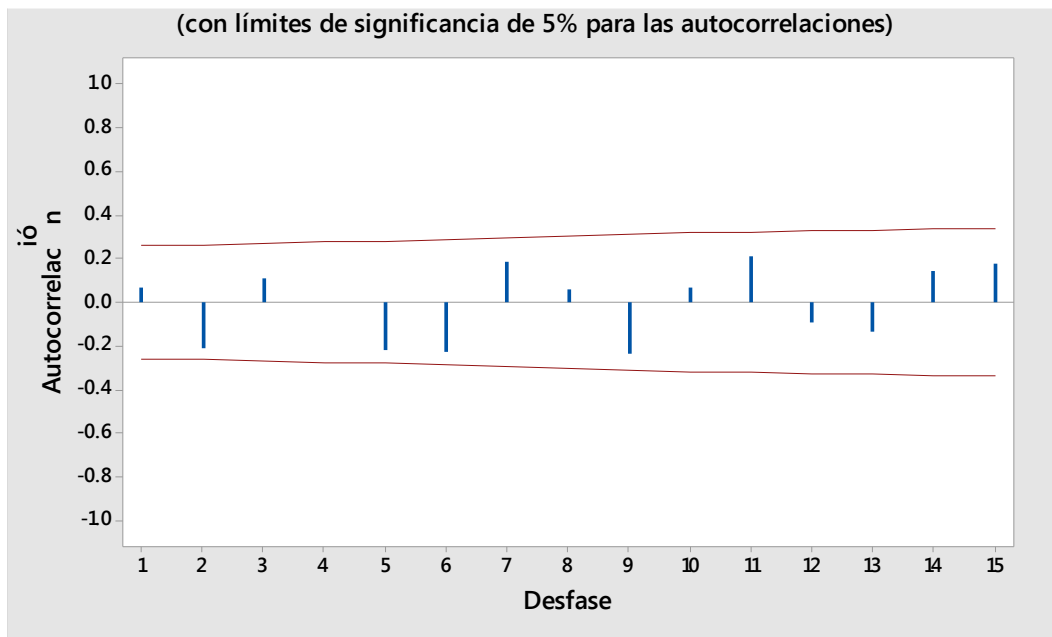


Figura 72: Función de autocorrelación de residuos para suavitel soflan

Como se observa la figura 72, los residuos son aleatorios, la evaluación del valor del estadístico Ljung Box permite verificar este requisito.

Tabla 56

Coefficientes de autocorrelación de residuos Jabón Protex 130g

Desfase	ACF	T	LBQ
1	0.064385	0.49	0.26
2	-0.208987	-1.60	3.01
3	0.113251	0.83	3.84
4	-0.005966	-0.04	3.84
5	-0.223876	-1.62	7.18
6	-0.226693	-1.58	10.67
7	0.189552	1.27	13.16
8	0.057737	0.38	13.39
9	-0.237402	-1.54	17.45
10	0.066291	0.41	17.77
11	0.212459	1.32	21.16
12	-0.092480	-0.56	21.81
13	-0.135538	-0.81	23.25
14	0.140542	0.84	24.83
15	0.177139	1.04	27.40

Planteamos las siguientes hipótesis estadísticas:

Ho: Los errores son aleatorios

H1: Los errores no son aleatorios

El examen del residuo de orden 10=17.77 contrastado con el estadístico χ^2 con 10 grados de libertad, que es 18.30, permite aceptar la hipótesis nula, de aleatoriedad de errores.

b) Suposición de Normalidad de residuos

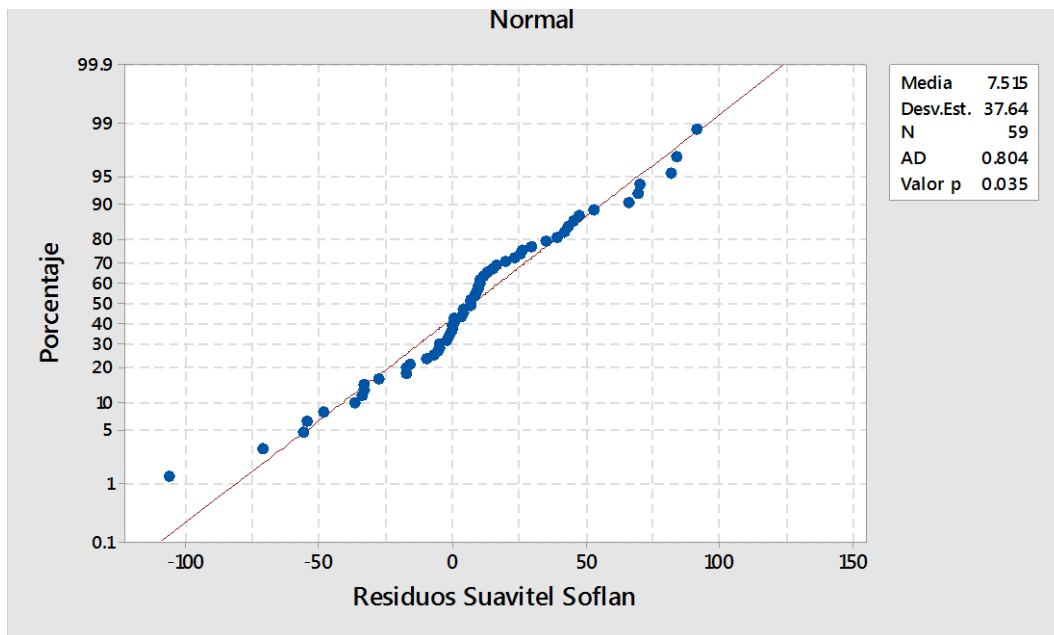


Figura 73: Gráfica de probabilidad normal de residuos método de suavizamiento exponencial doble suavitel soflan

Planteamos las hipótesis:

$H_0: e_{ij} = \text{NID}(0,1)$ Los residuos están normalmente distribuidos

$H_1: e_{ij} \neq \text{NID}(0,1)$ Los residuos no siguen distribución normal

Evaluando el $P\text{-Value}=0.035 < 0.05$, no podemos aceptar la hipótesis de normalidad de los residuos al 95% de confianza mas sí al 99% de confianza.

Tabla 57

Pronósticos Suavitel softlan adiós al planchado

Periodo	Inferior 2.5%	Previsión	Superior
			97.5%
61	200	278	357
62	189	280	372
63	188	283	377
64	178	285	391
65	172	287	401
66	171	289	406
67	174	291	407
68	167	293	418
69	162	295	427
70	166	297	427
71	163	299	435
72	153	301	448

Fuente: Elaboración propia

La Tabla 57 muestra los pronósticos utilizando el método de suavizamiento exponencial doble con simulación.

Tabla 58

Consolidado métodos de pronóstico por SKU

PRODUCTO O SKU	IMAGEN	MÉTODO DE PRONÓSTICO SELECCIONADO	RMSE	MAPE
CREMA DENTAL COLGATE HERBAL WHITENING 90GR		ARIMA(2,1,2) CON USO DE SIMULACIÓN	182	9.48%
CREMA DENTAL COLGATE TRIPLE ACCION 75ML		MODELO DE DESCOMPOSICIÓN CLÁSICA	549.54	24%
CREMA DENTAL KOLYNOS SUPER WHITE 75CC		MODELO ADITIVO ESTACIONAL CON SIMULACIÓN	172	4.91%
CREMA DENTAL KOLYNOS SUPER WHITE 100CC		SARIMA(0,0,1)(1,0,0) NINGÚN MÉTODO	406	11.85%
CEPILLO KOLYNOS MASTER PLUS		SARIMA(1,0,1)(1,0,1) CON USO DE SIMULACIÓN	308	14.53%
CEPILLO ULTRA PREMIER MD 14*12		SARIMA(1,1,1)(1,0,1) CON USO DE SIMULACIÓN	312	17.61%
JABÓN PROTEX 130GR.		SUAVIZAMIENTO EXPONENCIAL ESTACIONAL	37.46	21.13%
SUAVITEL SOFLAN ADIOS AL PLANCHADO 80ML		SUAVIZAMIENTO EXPONENCIAL DOBLE CON SIMULACIÓN	40	16.64%

La tabla 58 resume los métodos de pronóstico seleccionados además del RMSE para cada SKU, se puede observar que a pesar de que los métodos de descomposición clásica parecen mostrar valores grandes de RMSE, esto se puede explicar por los valores también grandes de las unidades vendidas de dichos productos.

CONCLUSIONES

1. La línea de Colgate Palmolive en la empresa cuenta con 52 productos o SKU, de los cuales sólo 8 de ellos representan aproximadamente el 80% de los ingresos de ventas para la empresa (un estimado de **S/. 5 838 621**), utilizando el método ABC de inventarios.

De ellos 4 son cremas dentales (2 de la marca Kolynos y 2 Colgate), 2 tipos de cepillos, 1 jabón y 1 SKU tipo enjuague para ropa de relativo ingreso reciente en el mercado.

2. Los 8 productos o SKU fueron sometidos al análisis de autocorrelación para identificar algún tipo de patrón de serie temporal que permitiera seleccionar objetivamente un método de pronóstico adecuado, hallándose los siguientes patrones:
 - a. **TENDENCIAL**: 2 SKU's : Colgate Herbal Whitening 90gr y ,Suavitel Soflan Adiós al planchado.
 - b. **ESTACIONAL - TENDENCIAL** : 1 SKU : CD Triple Acción 75ml
 - c. **ESTACIONAL**: 5 SKU's: Kolynos Súper Blanco 75cc; Kolynos Súper Blanco 100cc, Cepillo Kolynos Master Plus, Cepillo Ultra Premier MD 14, Jabón Protex 130.

Cabe resaltar que aun cuando hubieron SKU's que tenían el mismo tipo de comportamiento, las ventas de cada SKU no necesariamente se pronosticaron con el mismo método de pronóstico.

3. A pesar de identificar dentro de los tres métodos seleccionados aquél que reduce la raíz del error cuadrado medio (RMSE), se debe considerar que éste valor no es igual para todos los SKU's y tampoco se ha considerado que en todos los casos se halló un método idóneo.
4. El RMSE se ha considerado como una medida de selección del método de pronóstico mas no de interpretación, dado que su valor reviste importancia para evitar el sesgo asociado a otras medidas de precisión.
5. Respecto a los SKU's en los que se identificó un patrón de tendencia, como CD Colgate Herbal Whitening 90 g, serie en la que el método ARIMA permitió obtener el menor error con un 9.48% y en Suavitel soflan adiós al planchado, el uso de simulación combinado a un método de suavizamiento exponencial doble generó un menor error de pronóstico con 16.64%.
6. En los SKU's en los que se presentó un patrón estacional como CD Kolynos Super White 75 cc el método aditivo estacional con uso de simulación devolvió errores más pequeños

con un 4.91% de MAPE. En los SKU Cepillos tanto Kolynos Master Plus y Ultra Premier, los modelos estacionales SARIMA devolvieron menores errores con un 14.53% y 17.61% de error (MAPE) respectivamente.

7. En el caso del SKU jabón Protex 130 g, la evaluación de los residuos del método de pronóstico más preciso en términos de error (RMSE) no permitió verificar el supuesto de normalidad de los mismos, por ello no se utilizó SARIMA para el pronóstico, en reemplazo se consideró el método de suavizamiento exponencial estacional con un 21.13% de MAPE, el cual si cumplía con los supuestos del modelo estadístico.
8. Respecto a Kolynos Super White 100 cc se pudo observar que a pesar de haber identificado SARIMA como el método que devolvía el menor RMSE y MAPE no cumplió con los supuestos estadísticos de residuos aleatorios, lo cual también se pudo comprobar en los otros dos métodos analizados de descomposición y de suavizamiento exponencial doble, con lo que se concluye que ninguno de los métodos obtenidos a partir de la selección probó devolver pronósticos confiables.
9. Finalmente, en el único SKU en el que se encontró tanto un patrón de tendencia y estacional, CD Triple acción 75 ml, el método que mostró ser más preciso fue el de descomposición clásica, con una desviación media absoluta porcentual de 24% respecto a los datos reales.

RECOMENDACIONES

1. Cambiar el modelo de abastecimiento actual por el modelo utilizando la información de pronósticos tratada en el presente estudio que permita reducir los márgenes de error.
2. Utilizar el RMSE para la selección del método de pronóstico, el cual no siempre va acompañado de un menor MAPE pues ésta presenta sesgos que favorece a los pronósticos que están por debajo de los valores reales.
3. Analizar los datos utilizando herramientas de simulación, la cual en la presente investigación permitió hallar y utilizar métodos de pronóstico más preciso en 5 de 8 SKU's analizados.
4. Efectuar un monitoreo permanente del comportamiento de los datos utilizando señales de rastreo para verificar si el método de pronóstico sigue siendo fiable.
5. Considerar los factores externos y el ciclo de vida de los productos a analizar como un elemento que guíe a partir de la experiencia el análisis del método a utilizar.
6. Tomar en cuenta la elasticidad de la demanda en los productos para efectuar un análisis posterior.

REFERENCIAS BIBLIOGRAFICAS

- Adam, E. E., Ebert, R. J., Rodríguez Rodríguez, J., & Porras Ruíz, O. (1991). *Administración de la producción y las operaciones* (1st ed.). Prentice-Hall. Retrieved from <http://biblio.upmx.mx/library/index.php/35998>
- Álvarez, R. (2006). *Análisis y propuesta de implementación de pronósticos y gestión de inventarios en una distribuidora de productos de consumo masivo*. Universidad Católica. <https://doi.org/10.1017/CBO9781107415324.004>
- Ballou, R. (2004). *Logística : administración de la cadena de suministro* (5th ed.). México D.F. (México): Pearson Educación.
- Barragán, Á. (2009). *Propuesta de estrategia de pronósticos y control agregado de inventarios con demanda probabilística en una empresa importadora y comercializadora de artículos para el mantenimiento vehicular*. Pontificia Universidad Católica del Perú. Retrieved from <http://tesis.pucp.edu.pe/repositorio/handle/123456789/7511>
- Botero, J., & Álvarez, L. (2013). *Caracterización de la gestión de pronósticos de demanda empresarial*. Universidad del Rosario. Retrieved from <http://repository.urosario.edu.co/bitstream/handle/10336/4847/1020758767-2013.pdf>
- Chase, R., Jacobs, R., & Aquilano, N. (2009). *Administración de operaciones*. (McGraw-Hill, Ed.) (12th ed.). México D.F. (México).
- Chopra, S., & Meindl, P. (2008). *Administración de la cadena de suministro - Estrategia, Planeación y Operación*. (Pearson, Ed.) (3rd ed.). México D.F. (México).
- Contreras, A., Atziry, C., Martínez, J. L., & Sánchez, D. (2016). *Análisis de series de tiempo en el pronóstico de la demanda de almacenamiento de productos perecederos*. *Estudios Gerenciales*, 32(141), 387–396. <https://doi.org/10.1016/j.estger.2016.11.002>
- Eleana, G. (2015). *Desarrollo Metodologico y Técnico de un pronóstico de ventas para un producto con patrones ciclicos*. *Statewide Agricultural Land Use Baseline 2015*. Universidad Autónoma de Nuevo León. <https://doi.org/10.1017/CBO9781107415324.004>
- García, S., & Mora, L. (2004). *Herramienta de pronóstico basada en el análisis factorial y modelos de series de tiempo para el indicador de riesgo en transporte de carga CRM INDEX*. Pontificia Universidad Javeriana. Retrieved from <http://www.javeriana.edu.co/biblos/tesis/ingenieria/tesis34.pdf>

- Hanke, J. E. 1924-, & Wichern, D. W. (2010). *Pronósticos en los negocios* (9th ed.). México D.F. (México): Pearson Educación. Retrieved from <https://www.pearsoneducacion.net/peru/tienda-online/pronosticos-negocios-hanke-9ed-ebook1>
- Hillier, F. S., & So, K. C. (1996). On the Simultaneous Optimization of Server and Work Allocations in Production Line Systems with Variable Processing Times. *Operations Research*, 44(3), 435–443. <https://doi.org/10.1287/opre.44.3.435>
- Kotler, P. (2002). *Dirección de marketing: conceptos esenciales*. México D.F. (México): Pearson Educación.
- Nahmias, S., Edición, Q., Luis, P., & Echeverri, A. (2007). *Análisis de la producción y las operaciones*. Revista Científica Guillermo de Ockham (Vol. 5). Colombia: McGraw-Hill Interamericana. Retrieved from <http://www.redalyc.org/pdf/1053/105316865011.pdf>
- Nieto, Y. P. (1989). Aplicación de diferentes modelos para determinar el stock de seguridad óptimo en una empresa distribuidora. *Journal of Chemical Information and Modeling*, 53, 160. <https://doi.org/10.1017/CBO9781107415324.004>
- Parella Stracuzzi, S., & Martins Pestana, F. (2012). *Metodología de la investigación cuantitativa*. Venezuela: Fondo Editorial de la Universidad Pedagógica Experimental Libertador.
- Parada, O. (2009). Un Enfoque Multicriterio Para La Toma De Decisiones En La Gestion De Inventarios. *Cuadernos de Administración Bogotá*, 22(38), 169–187. <https://doi.org/10.1016/j.aaspro.2015.01.024>
- Pérez, P. (2014). Modelo de predicción de fuga de clientes de telefonía móvil post pago. Universidad de Chile. Retrieved from <http://repositorio.uchile.cl/handle/2250/115942>
- Plossl, G. (1975). *Capacity planning and control*. Estados Unidos: American Production and Inventory Control Society.
- Quenouille, M. . (2016). Approximate Tests of Correlation in Time-Series. *Royal Statistical Society*, 11(1), 68–84. Retrieved from <http://www.jstor.org/stable/2983696>
- Ramos, K. V., & Flores, E. M. (2013). *Análisis y propuesta de implementación de pronósticos, gestión de inventarios y almacenes en una comercializadora de vidrios y aluminios*. Pontificia Universidad Católica del Perú. Retrieved from <http://tesis.pucp.edu.pe:8080/repositorio/handle/123456789/4498>
- Román, G. (2010). Propuesta de un modelo de gestión de inventarios que permita mejorar la planeación y la distribución de las medicinas a las farmacias de un hospital. Universidad peruana de ciencias

aplicadas. Retrieved from <http://repositorioacademico.upc.edu.pe/upc/handle/10757/620870>

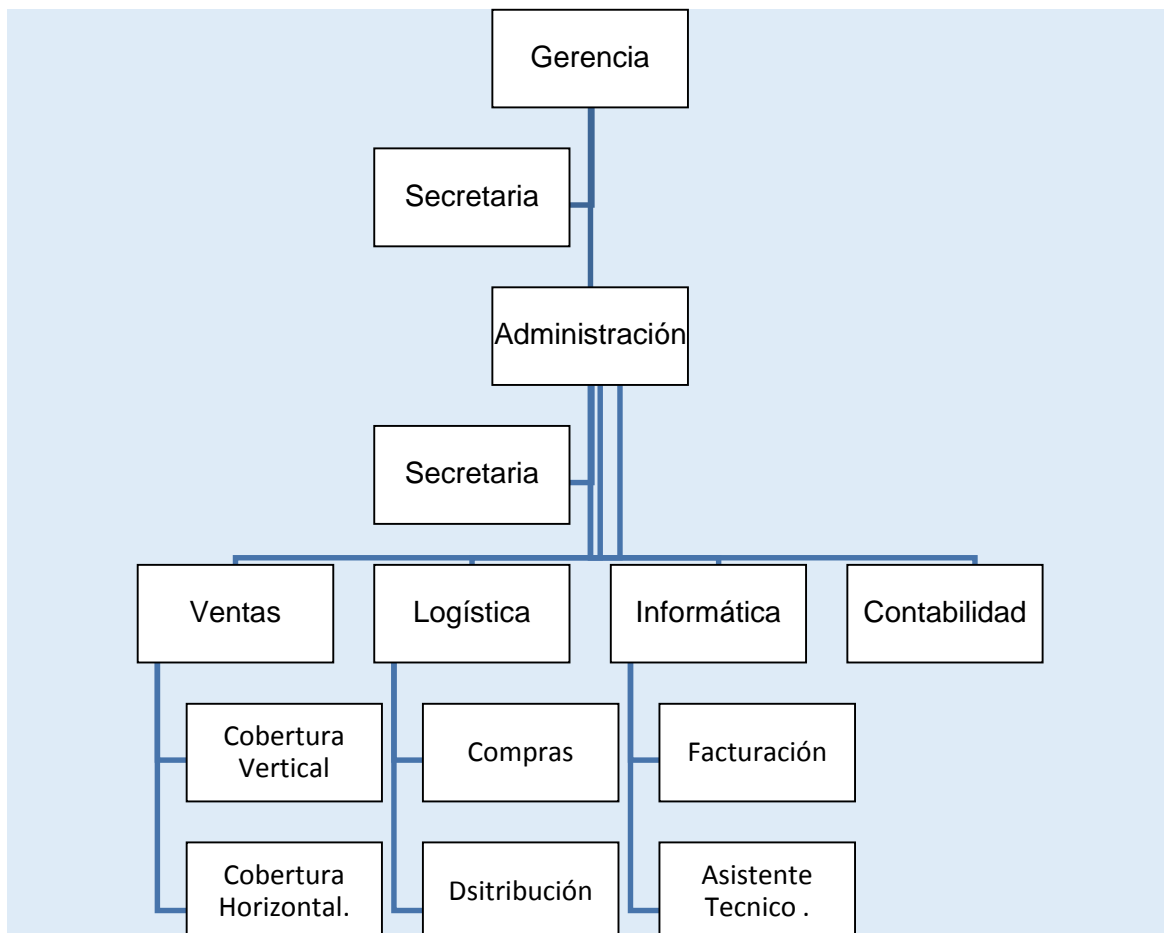
Torres, M. de J. (2014). Pronósticos, una herramienta clave para la planeación de las empresas., 1–16. Retrieved from http://www.itson.mx/publicaciones/pacioli/Documents/no71/47a.-_pronosticos,_una_herramienta_clave_para_la_planeacion_de_las_empresas.pdf

Zavala, B. (2015). Pronóstico de demanda desagregado para una empresa de productos de consumo masivo. Universidad de Chile. Retrieved from <http://repositorio.uchile.cl/handle/2250/137650>

ANEXOS

1. Organigrama de la empresa SIPAN DISTRIBUCIONES S.A.C.

Organigrama de la empresa
Sipán distribuciones.



2. Productos seleccionados para el estudio.

SKU	IMAGEN
CD COLGATE HERBAL WHITENING 90GR	
CD COLGATE TRIPLE ACCION 75ML	
CD KOLYNOS SUPER WHITE 75CC	
CD KOLYNOS SUPER WHITE 100CC	
CEP. KOLYNOS MASTER PLUS 12*14	
CEP. ULTRA PREMIER MD 14*12GRT.2 CEP	
JAB. PROTEX 130GR. CAJA *72	
SUAVITEL SOFLAN ADIOS AL PLANCHADO 80ML	

3. Reporte del sistema de SIPAN DISTRIBUCIONES

SIPAN DISTRIBUCIONES S.A.C		80-20	75 15-15	VENTAS POR ARTICULO		Fecha: 31/01/2011		
				DEL : 01/01/2011 AL : 31/01/2011		Hora : 09:50:29		
						Pag. : 1 de 2		
Proveedor : COLGATE-PALMOLIVE PERU S. A.								
ARTICULO	IMPORTE	CANTIDAD	CLTES	MAY.	MIN.			
000038 CD KOLYNDS 75GR.***BONIF***DEO	0.00	1,320 UNID. x 1	1	547	44	503		
013662 ENJ.BUC.COLAGTE PLAX COMPLETE CARE 500ML.(DOBLE CODIGO R	134.14	1 CAJA x 12	UNID	5	3	2		
028005 SUAVITEL LAVANDA 100CC.X12	178.87	39 UNID. x 1	UNID	13	3	10		
028016 SUAVITEL PRIMAVERAL 1000CC.	3,597.50	756 UNID. x 1	UNID	84	20	64		
028019 SUAVITEL PRIMAVERAL 1900CC.	28.54	3 UNID. x 1	UNID	3		3		
028028 SUAVITEL SOFLAN SVTEL LAVANDA 1.9L.	17.11	CAJA x 6	2 UNID	1		1		
028038 SUAVITEL PRIMAVERAL 5 LIT.	45.12	2 UNID. x 1	UNID	2	1	1		
028082 SUAVITEL SOFLAN ADIOS AL PLANCHADO 80ML..C144	31,739.81	369 CAJA x 144	27 UNID	685	86	599		
041027 JAB.PALMOLIVE NAT/AVENA Y AZUCAR 130GR.	905.88	7 CAJA x 72	33 UNID	51	9	42		
041030 JAB.PALMOL.NAT.10GURT8FRUTAS 130GR.CX72	726.42	5 CAJA x 72	70 UNID	38	9	29		
041031 JAB.PALMOLIVE NAT.ALOE OLIVA 75GR.X72	7,235.68	116 CAJA x 72	15 UNID	611	57	554	11 391-02	
041032 JAB.PALMOLIVEAVENA Y AZUCAR 75GR.C72	4,135.35	66 CAJA x 72	42 UNID	300	32	348		
042015 JAB.PROTEX AVENA 75GR.CX72	3,404.20	40 CAJA x 72	6 UNID	322	35	287		
042022 JAB.PROTEX BALANCE 130GR.CX72	2,715.72	19 CAJA x 72	39 UNID	143	26	117		
042024 JAB.PROTEX CREMA 130GR.CX72	370.76	2 CAJA x 72	48 UNID	30	4	26		
042025 JAB.PROTEX AVENA X130GR.CAJAX72	5,324.34	39 CAJA x 72	15 UNID	248	35	213		
042026 JAB.PROTEX FRESH 130GR.CAJA 72	4,808.82	34 CAJA x 72	48 UNID	278	44	234		
042027 JAB.PROTEX HERBAL 130GR.CAJA 72	2,494.20	17 CAJA x 72	66 UNID	171	26	145		
042030 JAB.PROTEX ALOE 130GR.C72	1,802.55	12 CAJA x 72	69 UNID	96	16	80		
042041 JAB.PROTEX PROPOLIS 130GR.C72	3,498.89	25 CAJA x 72	19 UNID	173	43	130		
042043 JAB.PROTEX PROPOLIS 75GR.C72	1,794.24	21 CAJA x 72	11 UNID	163	28	135		
042044 JAB.PROTEX LIMPIEZA PROFUNDA 130GR.C72	654.10	4 CAJA x 72	50 UNID	17	3	14		
047008 DEO MENNEN SS 24/7 ACTIVE CREMA 12GR.	3,139.85	560 DISPLA x 1	UNID	289	35	254		
047009 DEO MENNEN LSS DEF.CREMA TALC12GR.	4,574.92	809 DISPLA x 1	UNID	474	41	433		
061122 CDC.TRIPLEACCION 75ML.GTS LADY TALC.12GR.	54.08	1 DOCENA x 12	9 UNID	4	1	3		
061123 CDC TRIPLE ACCION 75ML. GTS ACTIVE TALC.12GR	7,877.05	258 DOCENA x 12	11 UNID	133	20	113		
063028 CEP.DENTAL COLGATE KIDS.MANUAL 24x05	3,839.58	317 DOCENA x 12	UNID	116	26	90		
063042 CEP.COLGATE EXTRA CLEAN MED.PAQ.2X1	275.57	9 CAJA x 12	7 UNID	11	2	9		
063051 CEP.ULTRAPREMIER MD 14X12GR.2 CEP.	21,168.73	1,385 DISPLA x 1	UNID	357	44	313		
128078 SUAVITEL FRINFRS ADIOS AL PLANCHADO 180CNS C48	2,358.30	39 CAJA x 48	39 UNID	106	11	95		
161111 CD COLGATE TRACC.75ML.AND.KOLYNDS 75ML.CX6	73.62	3 DOCENA x 1	UNID	3		3		
802336 CD KOLYNDS 75ML.***BONIF***1500 SOLES	0.00	4,326 UNID. x 1	UNID	89	78	11		
809111 JAB.PROTEX AVENA 75GR.***BONIFICACION***	0.00	785 UNID. x 1	UNID	391	40	351		
828882 SUAVITEL ADIOS PLANCHADO 90GR.***BONIFI***	0.00	3,835 UNID. x 1	UNID	610	77	533		
833316 4 DCC.CDC HERBAL +4 JAB.PAL.AZUCAR MORENO 75GR.	10,990.48	189 COMBO x 1	UNID	42	38	4		
833326 1 DCC.COLG.HERBAL 90G +1 JAB.PAL.ALOE OLIV. 75GR.	13,714.86	910 COMBO x 1	UNID	651	42	609		
841026 JAB.PALMOLIVE NAT. ALOE OLIVA 110GR.***BONIF***	0.00	231 UNID. x 1	UNID	111	13	96		
841031 JAB.PALMOLIVE 75GR.ALOE OLIVA.BONIF***	0.00	944 UNID. x 1	UNID	459	43	414	42.5-42.5-15%	
842024 JAB.PROTEX HERBAL 130GR.***BONIF***	0.00	861 UNID. x 1	UNID	322	54	268		
888999 6 UN TRIPLE A.75G+6 UNI C.HERBAL 90G(2 JAB PRTEX.PROPOL	9,312.23	400 COMBO x 1	UNID	293	2	291		
C00001 CD KOLYNDS SUPER WHITE 22CC	28,290.59	2,761 DOCENA x 12	3 UNID	396	69	327		
C00003 CD KOLYNDS SR 100CC	51,694.04	1,935 DOCENA x 12	10 UNID	365	76	289		
C34443 CD COLGATE MENTA PURA 75CC	7,031.79	286 DOCENA x 12	7 UNID	137	29	108		
C34445 CD COLGATE MENTA PURA 22CC	1,027.49	113 DOCENA x 12	6 UNID	23	5	18	X SE ELIMINO	
042002 JAB.PROTEX HERBAL 75 G.X72UN.	2,421.00	28 CAJA x 72	34 UNID	299	25	274		
C91211 JAB.PROTEX BALANCE 75G.X72UN.	1,977.42	23 CAJA x 72	19 UNID	219	24	195		
C91241 JAB.PROTEX FRESH 75G.X72UN.	3,059.95	36 CAJA x 72	UNID	333	34	299		
E00098 CD COLGATE TRIPLE ACCION 75ML X6DCC	9,488.03	324 DOCENA x 12	11 UNID	212	19	193	132,708.15	
E03904 CD KOLYNDS HERBAL 90G	12,194.27	829 DOCENA x 12	2 UNID	291	48	243		
E06116 CDC TRIPLE ACC.75ML.X JAB.PROT.30GR. CX72	19,035.93	3,098 DOCENA x 12	7 UNID	1,010	104	906		
E09206 CEP.KOLYNDS MASTER NIAD DOBLE ACCION	1,127.74	89 DOCENA x 12	UNID	5	4	1		
E11146 CD COLGATE TRIPLE ACCION 22ML.C12.DCC	3,670.48	399 DOCENA x 12	10 UNID	120	11	109		
E14520 CD COLGATE ANTISARRO 90G	451.20	19 DOCENA x 12	4 UNID	16	3	11		
W01504 CEP.COLGATE PREHIR ULTRA MED.COLGANTE CX12	5,823.13	37 CAJA x 12	2 UNID	310	16	294		
W19001 CEP.KOLYNDS MASTER PLUS 12X14	25,198.62	1,520 DISPLA x 1	UNID	292	58	234		
R02553 CD KOLYNDS SR 75 ML	31,199.47	1,510 DOCENA x 12	11 UNID	303	56	247		
R13366 CD COLGATE HERBAL WHITENING 99 GR.	3,865.08	254 DOC. x 12	9 UNID	369	13	356		
R13638 ENJUNGE BUCAL COLGATE PLAX WHITENING 500ML.CX12	201.91	1 CAJA x 12	6 UNID	7	3	4		
R13660 ENJ. BUCAL COLGATE PLAX SENSITIVE 500ML.	27.11	CAJA x 12	3 UNID	1		1		
X00312 CD COLGATE JR.BARBIE INF.75ML.X12	367.05	6 DOCENA x 12	6 UNID	24	4	20		
*894 DEO LSS DD FLORAL FRESH AER.BONUS 130GR.	196.59	2 CAJA x 12	UNID	10	5	5		

4. Guía de entrevista

Fecha: _____

Lugar: _____

Entrevistador: _____

Entrevistado: _____

Hora de Inicio: _____ Hora de Fin: _____

Introducción

El propósito de esta entrevista es identificar los métodos utilizados por su organización para decidir la cantidad de unidades a comprar para abastecerse en los últimos años.

Preguntas

Métodos para colocar pedidos

- 1 ¿Cuentan con algún método formal para decidir la cantidad a pedir de cada producto?
- 2 ¿Qué guía la decisión de cuándo se lanza cada pedido?
- 3 ¿Ha podido observar un comportamiento similar en algunos productos?
- 4 ¿Cuenta actualmente con equipos de cómputo?
- 5 ¿Cuenta con personal que pudiera efectuar dicho análisis?
- 6 ¿Ha tenido algún problema asociado a productos faltantes o de baja rotación?
- 7 ¿Utiliza algún modelo de gestión de inventarios?