



UNIVERSIDAD CÉSAR VALLEJO

FACULTAD DE CIENCIAS EMPRESARIALES

ESCUELA PROFESIONAL DE ADMINISTRACIÓN

Estudio comparativo de cuatro métodos para el pronóstico de demanda de electrodomésticos en la empresa Electrokarol E.I.R.L, Ate.

TESIS PARA OBTENER EL TÍTULO PROFESIONAL DE:

Licenciada en Administración

AUTORA:

Otrera Cacñahuaray, Geraldine Stephanie (ORCID: 0000-0003-4688-0560)

ASESORES:

Dra. Narvaez Aranibar, Teresa (ORCID: 0000-0002-4906-895X)

Dr. Arce Álvarez, Edwin (ORCID: 0000-0003-3495-2950)

LÍNEA DE INVESTIGACIÓN:

Marketing

LIMA - PERÚ

2017

Dedicatoria

Dedico este trabajo de investigación a mi familia por su aliento y soporte constante en esta aventura llamada universidad.

Agradecimiento

A la empresa Electrokarol, por la confianza y las facilidades brindadas para desarrollar mi investigación. En especial al Economista César Cifuentes por su orientación brindada.

Índice

Dedicatoria.....	iii
Agradecimiento.....	iv
Índice	vi
Índice de Tablas	vii
Índice de Figuras.....	x
Índice de Anexos	xii
RESUMEN.....	xiii
ABSTRACT	xiv
I. INTRODUCCIÓN.....	1
II. MÉTODO	13
2.1 Tipo y diseño de investigación	14
2.2 Operacionalización de variables	15
2.3 Población, muestra y muestreo (incluir criterios de selección)	17
2.4 Técnica e instrumentos de recolección de datos, validez y confiabilidad	17
2.5 Procedimiento	19
2.6 Método de análisis de datos	19
2.7. Aspectos éticos	19
II. RESULTADOS	20
III. DISCUSIÓN.....	24
IV. CONCLUSIONES.....	28
V. RECOMENDACIONES	30
REFERENCIAS	32
ANEXOS	38

Índice de Tablas

Tabla 1	Operacionalización de la variable pronóstico de la demanda.	16
Tabla 2	Tabla de Relación de expertos.....	18
Tabla 3	Medidas de error para los pronósticos de demanda de los tres electrodomésticos más vendidos en la empresa Electrokarol E.I.R.L. en el distrito de Ate.	20
Tabla 4	Medidas de Error para los pronósticos del electrodoméstico refrigeradora de la tienda Electrokarol E.I.R.L. en el distrito de Ate.	21
Tabla 5	Medidas de Error para los pronósticos del electrodoméstico cocina de la tienda Electrokarol E.I.R.L. en el distrito de Ate	22
Tabla 6	Medidas de Error para los pronósticos del electrodoméstico televisor de la tienda Electrokarol E.I.R.L. en el distrito de Ate	23
Tabla 7	Matriz de Consistencia	37
Tabla 8	Ficha de Registro de la Variable Pronóstico de la Demanda	45
Tabla 9	Detalle de Confiabilidad de los ítems del Instrumento	46
Tabla 10	Índice de variación estacional del Método Descomposición Clásica para refrigeradoras.....	47
Tabla 11	Estadística de la regresión en el método de descomposición clásica para refrigeradoras.....	49
Tabla 12	Análisis de varianza en el método de descomposición clásica.....	49
Tabla 13	Pronóstico y error en el Método de descomposición clásica de la demanda para refrigeradoras (2015 - 2018).....	50
Tabla 14	Índice de variación estacional del método descomposición clásica para cocinas.	53
Tabla 15	Estadística de la regresión en el método de descomposición clásica para cocinas.	55
Tabla 16	Análisis de varianza en el método de descomposición clásica.....	56
Tabla 17	Pronóstico y error en el método de descomposición clásica de la demanda para cocinas (2015 - 2018)	56
Tabla 18	Índice de variación estacional del método descomposición clásica para televisores.	59
Tabla 19	Estadísticas de la regresión en el método de descomposición clásica para televisores	61
Tabla 20	Análisis de varianza en el método de descomposición clásica para televisores..	62

Tabla 21	Pronóstico y error en el método de descomposición clásica de la demanda para televisores (2015 - 2018).....	62
Tabla 22	Estadísticas de la regresión en el método de variables categóricas para refrigeradoras.....	65
Tabla 23	Análisis de varianza en el método de variables categóricas para refrigeradoras	66
Tabla 24	Pronóstico y error en el método de variables categóricas de la demanda para refrigeradoras (2015 - 2018).....	67
Tabla 25	Estadísticas de la regresión en el método de variables categóricas para cocinas.	70
Tabla 26	Análisis de varianza en el método de variables categóricas para cocinas.	70
Tabla 27	Pronóstico y error en el método de variables categóricas de la demanda para cocinas (2015 - 2018).....	72
Tabla 28	Estadísticas de la regresión en el método de variables categóricas para televisores.	74
Tabla 29	Análisis de varianza en el método de variables categóricas para televisores.....	75
Tabla 30	Pronóstico y error en el método de variables categóricas de la demanda para televisores. (2015 - 2018).....	76
Tabla 31	Rango de indicadores del método Holt Winters para refrigeradoras	80
Tabla 32	Pronóstico de demanda para refrigeradoras con el método Holt Winters	81
Tabla 33	Rango de indicadores del método Holt Winters para cocinas.....	82
Tabla 34	Pronóstico de demanda para cocina con el método Holt Winters	83
Tabla 35	Rango de indicadores del método Holt Winters para televisores.....	85
Tabla 36	Pronóstico de demanda para televisores con el método Holt Winters	86
Tabla 37	Rango de indicadores del método Tendencia desechada para refrigeradoras	87
Tabla 38	Pronóstico de demanda para refrigeradoras con el método Tendencia Desechada	88
Tabla 39	Rango de indicadores del método Tendencia desechada para cocinas.....	90
Tabla 40	Pronóstico de demanda para cocinas con el método Tendencia Desechada	91
Tabla 41	Rango de indicadores del método Tendencia desechada para televisores	92
Tabla 42	Previsión de demanda para televisores con el método Tendencia Desechada	93
Tabla 43	Matriz de evidencias internas para la discusión para el electrodoméstico refrigeradora	104
Tabla 44	Matriz de evidencias internas para la discusión para el electrodoméstico cocina	105

Tabla 45 Matriz de evidencias internas para la discusión para el electrodoméstico televisores	106
Tabla 46 Matriz de evidencias externas para la discusión.....	107

Índice de Figuras

Figura 1 Gráfico de línea de la Serie cronológica estacionalizada para la demanda de refrigeradora en la Empresa Electrokarol E.I.R.L. del distrito de Ate (2015-2017).	48
Figura 2 Gráfico de línea de la serie cronológica sin estacionalización para la demanda de refrigeradora en la empresa Electrokarol E.I.R.L. Del distrito de ate (2015-2017).	48
Figura 3 Demanda pronosticada vs demanda real de refrigeradora con el Método Descomposición Clásica (enero 2015 – agosto 2017).....	52
Figura 4 Demanda Pronosticada de Refrigeradora con el método descomposición clásica (septiembre 2017– diciembre 2018)	53
Figura 5 Gráfico de línea de la serie cronológica estacionalizada para la demanda de cocinas en la empresa Electrokarol E.I.R.L. Del distrito de ate (2015-2017).....	54
Figura 6 Gráfico de línea de la serie cronológica sin estacionalizar para la demanda de cocinas en la empresa Electrokarol E.I.R.L. del distrito de ate (2015-2017).....	54
Figura 7 Demanda pronosticada vs demanda real de cocina con el método de descomposición clásica (enero 2015 – agosto 2017).....	58
Figura 8 Demanda pronosticada de cocina con el método de descomposición clásica (septiembre2017 – diciembre 2018)	59
Figura 9 Serie cronológica estacionalizada para demanda de tv (2015 - 2017).....	60
Figura 10 Serie cronológica sin estacionalización para demanda de tv (2015 - 2017)	60
Figura 11 Demanda pronosticada vs demanda real de cocina con el método de descomposición clásica (enero 2015 – agosto 2017).....	64
Figura 12 Demanda pronosticada de televisores con el método de descomposición clásica (setiembre 2017 – diciembre 2018)	65
Figura 13 Ventas reales vs pronosticadas de refrigerada con el método de variables categóricas (enero 2015 – agosto 2017)	69
Figura 14 Ventas reales vs pronosticadas de refrigeradora con el método de variables categóricas (enero 2015 – diciembre 2018).....	69
Figura 15 Ventas Reales vs Pronosticadas de cocina con el método de variables categóricas. (enero 2015 – agosto 2017)	73
Figura 16 Ventas Reales vs Pronosticadas de Cocina con el método de variables categóricas (enero 2015 – diciembre 2018).....	74

Figura 17 Ventas reales vs pronosticadas de televisores con el método de variables categóricas (enero 2015 – agosto 2017)	78
Figura 18 Ventas Reales vs Pronosticadas de televisores con el método de variables categóricas (Enero 2015 – Diciembre 2018)	78
Figura 19 Gráfico de línea de pronóstico de refrigeradora con el método Holt Winter (Setiembre 2017 – diciembre 2018)	79
Figura 20 Pronóstico de demanda para refrigeradoras con el método Holt Winters.....	87
Figura 21 Gráfico de línea de pronóstico de cocinas con el método Holt-Winter (Setiembre 2017 – diciembre 2018).....	82
Figura 22 Gráfico de línea de pronóstico de televisores con el método Holt Winter (Setiembre 2017 – diciembre 2018)	84
Figura 23 Gráfico de línea de pronóstico de refrigeradoras con el método Tendencia Desechada (Setiembre 2017 – diciembre 2018	87
Figura 24 Gráfico de línea de pronóstico de cocinas con el método Tendencia Desechada (Setiembre 2017 – diciembre 2018)	89
Figura 25 Gráfico de línea de pronóstico de televisores con el método Tendencia Desechada (Setiembre 2017 – diciembre 2018)	92

Índice de Anexos

Anexo 1: Matriz de consistencia	37
Anexo 2: Introducción (Sustentos Adicionales).....	38
Anexo 3: Instrumentos	45
Anexo 4: Detalle de Confiabilidad de los ítems del Instrumento.....	46
Anexo 5: Sustento de los Resultados.....	47
Anexo 6: Base de datos de las variables.....	94
Anexo 7: Matriz de evidencias interna para la discusión	104
Anexo 8: Validación de los instrumentos.....	108
Anexo 9: Carta de Aceptación de la Empresa Electro Karol	113

RESUMEN

La investigación realizada tuvo como propósito determinar el modelo de pronóstico de demanda con el menor margen de error para los electrodomésticos de la empresa Electrokarol E.I.R.L. en Ate, 2017. Se sustentó bajo los fundamentos teóricos de Monserrat (2001), Jay y Barry (2009), Bowerman; O'Connell y Koehler (2007) en relación con el pronóstico de la demanda. Para el estudio se desarrolló el método científico, la metodología utilizada fue de tipo aplicada, con enfoque cuantitativo de diseño no experimental, de corte transversal de nivel descriptiva comparativa; se consideró como población a las ventas registradas en la empresa, y para el tamaño de la muestra se tomaron 32 meses de referencia, para la recolección de datos se trabajó con la técnica de análisis observacional, con la ficha de registro como instrumento para la aplicación de los cuatro métodos de pronóstico de la demanda que se plantearon, los cuáles fueron validados mediante el juicio de expertos (3 metodólogos y 3 temáticos) de la Universidad César Vallejo, la información fue consolidada y procesada en el programa Microsoft Office Excel y Crystal Ball. El resultado evidenció que el método con menor margen de error fue el de Tendencia Desechada, al presentar 5.85 en el Error Cuadrático Medio, 2.04 en la Desviación Absoluta Media y 2% en el Error Porcentual Absoluto Medio.

Palabras clave: Pronóstico de la demanda, Ventas y Tendencia Desechada

ABSTRACT

The purpose of the research carried out was to determine the demand forecasting model with the lowest margin of error for the household appliances of the Electrokarol E.I.R.L. in Ate, 2017. It was based on the theoretical foundations of Monserrat (2001), Jay and Barry (2009), Bowerman; O'Connell and Koehler (2007) in relation to the demand forecast. For the study, the scientific method was developed, the methodology used was of an applied type, with a quantitative approach of non-experimental design, of a cross-sectional comparative descriptive level; The sales registered in the company were considered as population, and for the sample size 32 reference months were taken, for the data collection we worked with the observational analysis technique, with the registration form as an instrument for the application Of the four demand forecasting methods that were proposed, which were validated by the judgment of experts (3 methodologists and 3 thematic) from the César Vallejo University, the information was consolidated and processed in the Microsoft Office Excel and Crystal Ball program . The result showed that the method with the lowest margin of error was the Discarded Trend, presenting 5.85 in the Mean Square Error, 2.04 in the Mean Absolute Deviation and 2% in the Mean Absolute Percentage Error.

Keywords: Demand Forecasting, Sales and Discarded Trend

I. Introducción

A nivel Internacional, en una escala Mundial, según el Consejo Internacional para la pequeña empresa, las MiPymes representan más del 90% del total de negocios y generan entre 60% y el 70% del empleo, a la vez que aportan 50% al producto bruto interno mundial (La Jornada, 2019). De manera que, este tipo de negocios maneja un importante rol en la economía de un país. Inclusive su aporte podría ser aún mayor, si se logrará la conversión de estas a una gran empresa. Para lograrlo, se tendría que empezar por calcular la proyección de la demanda que estos negocios puedan asumir a corto, mediano y largo plazo; a fin de contar con cierto sustento para acceder a beneficios económicos, brindar mayor empleo o contar con la capacidad necesaria para mantenerse y evolucionar en el tiempo.

En Latinoamérica, uno de los diez errores más comunes que presentan las Pymes, es la acumulación de inventarios, por falta de pronóstico de demanda en su planeación. Lo cual genera que gran parte de estos pequeños negocios tengan un tiempo de vida relativamente muy corto (La República Colombia, 2019). Situación que también sucede en España, en donde seis de cada diez pymes cierran antes de los 5 años (Cinco Días, 2019). En este sentido, para que una pyme sobreviva en el tiempo, esta debe ser cuidadosa con sus recursos y tener la capacidad de identificar la cantidad necesaria de productos a fabricar o comprar, a fin de evitar desperdicios o falta de inventario, ya que ello podría generar tanto pérdidas económicas como de clientela.

En el Perú, las Pymes desempeñan un papel fundamental en la economía, pues contribuyen a la creación del empleo, disminuyen la pobreza e incrementan el PBI. En lo que refiere al tamaño empresarial por número de empresas, las micro, pequeñas y medianas empresas representan el 99.5% y la gran empresa el 0.5% del total del mercado peruano (La República, 2015). Por ello, es preocupante saber que una de las 4 razones por las cuales las Pymes en el Perú fracasan, se debe a que el 36.7% presentan muchas limitaciones en cuanto a su demanda al no manejar el financiamiento adecuado para poder satisfacerla. Por tal razón, no aplican métodos para pronosticar y planificar adecuadamente su producción o nivel de ventas con antelación (Gestión, 2015).

Por su lado, la provincia de Lima representa el 40.1% de empresas destinadas a la comercialización de bienes, siendo el 82% de estas, pequeñas y medianas empresas (Instituto Nacional de Estadística e Informática, 2015). Como se pudo ver anteriormente, se habló de los problemas que tienen las pymes para pronosticar su demanda, Lima cuenta con el mayor porcentaje de pymes a nivel nacional, por lo que se deduce que es la zona geográfica en

donde más se desarrolla esta problemática, específicamente, en el sector de empresas comercializadoras. Es así como, la investigación se llevó a cabo en una empresa de electrodomésticos en el distrito de Ate, el cual representa el 4.7% de las empresas comercializadoras de los distritos de Lima (Instituto Nacional de Estadística e Informática, 2015). Dicha tienda de electrodomésticos es una pyme y no aplica métodos de pronósticos cuantitativos para prever su demanda futura.

Por ello, Jain (2014), menciona que las empresas están obligadas a pronosticar la demanda de sus productos o servicios para establecer el plan de ventas y operaciones para salvaguardar su sostenibilidad, sobre todo en los mercados que conforman las Pymes de Latinoamérica, dado que la problemática en cuanto a falta de pronósticos de demanda en los negocios, se da con mayor incidencia en esta parte del mundo, en contraste con el mercado Europeo, en el cual se ha generado una cultura por emplear técnicas avanzadas de previsión de demanda. En tal sentido, dada la importancia del pronóstico de la demanda para cualquier organización, el objetivo de investigación fue determinar el modelo de pronóstico de demanda con el menor margen de error en los electrodomésticos de la empresa Electrokarol E.I.R.L, de manera que se pueda considerar los recursos con los que cuenta, siendo estos sus datos históricos.

Con respecto a los trabajos previos, en el ámbito internacional se tiene a Correias, Passoni, Zárate y Esteban (2014), en su tesis titulada: “Estudio comparativo de modelos de pronóstico de Ventas, Universidad Nacional del Centro de la Provincia de Buenos Aires - Argentina”. Los autores tuvieron como objetivo comparar el comportamiento de métodos de pronóstico de distintos orígenes sobre las ventas históricas de productos individuales con el fin de reducir la incertidumbre en las operaciones de la empresa. Para el cálculo de la población, se trabajó con las ventas reales durante diez años de productos pertenecientes a una misma empresa de conservas de pescado, de la cual se obtuvo como muestra los cinco productos más vendidos de la organización. Se utilizó como técnica un análisis documental y como instrumento se aplicaron diversos métodos de pronóstico de demanda, como los métodos determinísticos para lo cual se utilizó el software Crystal Ball; el Método autorregresivo integrado de promedio móvil y el método derivado de Inteligencia Computacional sistema de inferencia neuro difuso adaptativo. Cumpliendo con los requisitos de una investigación descriptiva con enfoque cuantitativo de diseño no experimental.

Como resultado, según la variación del producto y al considerarse los datos de

forma mensual (108 meses utilizados para pronosticar 1 año), autorregresivo integrado de promedio móvil fue el método que arrojó menor error absoluto medio porcentual y dichos valores fueron los más robustos. El método sistema de inferencia neuro difuso adaptativo también logró un buen desempeño en términos de valores de error absoluto medio porcentual y robustez, por lo que no se encontró un único método para todos los productos. En este sentido, la menor variabilidad de series históricas de ventas permitiría obtener mejores resultados en términos del error del pronóstico.

Asimismo, Méndez y Lopez (2015) en su artículo científico “Metodología para el pronóstico de la demanda en ambientes multiproducto y de alta variabilidad. Universidad Distrital Francisco José de Caldas. Bogotá, Colombia”. Los autores tuvieron como objetivo determinar cuál de los cuatro métodos propuestos para el pronóstico de demanda era la más acertada para una gestión de demanda óptima en ambientes multiproducto para diferentes eslabones de la cadena de suministro y con alta variabilidad en la demanda. Para el cual, se utilizó como técnica de recolección de datos el análisis observacional y como instrumento de análisis de datos el método de suavización exponencial doble, el de suavización exponencial simple, el de promedio móvil doble y el de promedio móvil simple.

Cumpliendo con los requisitos de un tipo de investigación descriptivo con diseño no experimental, con la cual se llegó a la siguiente conclusión: que para atender el sistema de estimación de la demanda en la cadena logística se sugiere hacer una sola estimación total y aplicar un factor por cada ítem para cada una de las centrales, lo cual podría reducir el margen de error en la estimación y disminuir los niveles de existencias. De manera que, los autores plantearon que, para determinar un adecuado sistema de demanda, se debería desarrollar una sola estimación, aplicando un favor por cada ítem en cada sede de un negocio, permitiendo reducir el margen de error de la estimación y disminuir los niveles de existencia.

Por otro lado, Ariza (2013) en su tesis titulada “Métodos utilizados para el pronóstico de demanda de energía eléctrica en sistemas de distribución”. Facultad: Ingeniería. Universidad Tecnológica de Pereira. Pereira, Colombia. La autora tuvo como objetivo la presentación de los métodos utilizados para el pronóstico de demanda de energía eléctrica en sistemas de distribución. Utilizándose como técnica de recolección de datos el análisis de observacional y como métodos de análisis de los mismos Excel y el SPSS 20. Cumpliendo con los requisitos de una investigación de tipo descriptiva de corte transversal con un diseño no experimental. Lo cual le permitió llegar a la siguiente conclusión: que a partir de los datos de demanda de electricidad de la empresa ABC del periodo 2008-01 a

2011-04 que corresponden a 40 meses se pudo establecer los modelos que mejor se ajustan a la serie de datos por cada método expuesto, en el que el modelo generado a partir del método de redes neuronales artificiales es el que presenta el mayor ajuste al comportamiento de la serie de datos con un coeficiente de correlación de 0,9985, puesto que es mayor a 0.8 y el más cercano a 1, con este modelo se establece el pronóstico a 12 periodos. En ese sentido, podemos inducir de lo mencionado por el autor, que el establecer la demanda de un producto, puede determinar la cantidad de producto que el mercado requiere y cuánto puede afectar el precio al mismo, de manera que se pueden establecer estrategias que permitan obtener el mayor beneficio a lo ofrecido de manera planificada,

Con respecto a los trabajos previos, en el ámbito nacional se tiene a Peralta (2017), en su Tesis para optar por el Título de Licenciado en Administración de Empresas, “Evaluación de métodos de pronóstico de Serie de tiempo para estimar la demanda de la Línea de producto Ajinomoto en la ciudad de Chiclayo. Universidad Católica Santo Toribio de Mogrovejo, Chiclayo-Perú”. El autor tuvo como objetivo determinar el método de pronóstico adecuado que permita pronosticar la demanda de los principales productos de la marca Ajinomoto en Chiclayo, en la cual consideró como población a las ventas mensuales de los productos de la organización, tomando como muestra las ventas mensuales de los 3 últimos años, 2014–2016 de los 5 productos más vendidos, a fin de analizar si existía un patrón de comportamiento en los productos.

Para el cual fue necesario tomar y realizar un análisis documental de toda la información proporcionada por la empresa en estudio, procesados en el programa estadístico Minitab. Cumpliendo con los procedimientos de un diseño de investigación descriptivo, que le permitió llegar a la siguiente conclusión: que cuatro de los cinco productos analizados contaban con un patrón estacional que les permitía determinar que el método de pronóstico de la demanda ideal sería el de Winter y el de descomposición estacional en relación a su serie de tiempo, que en comparación con el método utilizado actualmente, era más preciso y por tanto sus estimaciones de ventas mucho más cercanas de lo que ocurrió en la empresa y que además cumplía con los supuestos estadísticos que se requieren para considerar el método como adecuado. Respaldos, con la determinación y comparación de los tres tipos de error para el pronóstico de la demanda que fueron la Desviación Absoluta Media, Error Cuadrático Medio y el Error Porcentual Absoluto Medio.

Como se puede observar, el autor señaló que el utilizar un método de pronóstico

de demanda en relación con una serie de tiempo, que se refiere a la existencia de cronología (serie sucesiva de eventos) dentro de un número determinado de periodos en un lapso de tiempo como meses en el caso, permite estimaciones de ventas mucho más cercanas comparadas con las ventas reales de una organización. Información que tendrá más veracidad al determinarse y compararse los tres tipos de error para el pronóstico de la demanda.

Por otro lado, tenemos a Galarreta (2015) en su Tesis para optar por el título profesional de Licenciado en Administración, “Modelo de regresión lineal simple de la demanda de carne de cuy en la ciudad de Cajamarca, año 2015”. Facultad: Ciencias Administrativas. Universidad Privada del Norte, Cajamarca-Perú. El autor como objetivo determinar el modelo de regresión lineal simple de la demanda de la carne de cuy en la ciudad de Cajamarca, en la que consideró como población por grupos etarios de 20 a 64 años de la ciudad de Cajamarca, tomando como muestra de 384 personas. Para el cual, se utilizó como instrumento el cuestionario y la guía de la entrevista semiestructurada apoyándose en la técnica de la encuesta y de la entrevista.

Cumpliendo con los procedimientos de un tipo de investigación descriptivo con diseño no experimental que le permitió llegar a la siguiente conclusión: Según los resultados encontrados podemos mencionar que el comportamiento económico existente entre los principales factores de la demanda de carne de cuy en Cajamarca es el siguiente: que la demanda de cuy se ve influenciada fundamentalmente por el precio que tiene en el mercado, el mismo que se comporta de manera inversa al consumo de cuy, lo mismo sucede con el precio de los bienes complementarios; asimismo, se afirma que existe relación directa entre las preferencias de la carne de cuy con su demanda; Asimismo, existe una relación directa entre los ingresos y la demanda de cuy; con lo podemos concluir que la carne de cuy constituye un bien normal para los consumidores.

De igual forma, Pinedo (2018), en su tesis para optar por el título profesional de Licenciado en Ingeniería Industrial, “Propuesta de un modelo de pronósticos de demanda y gestión de inventarios para la planeación de demanda en prendas de vestir juvenil”. Facultad: Ingeniería Industrial Administrativas. Universidad Peruana de Ciencias Aplicadas (UPC), Lima-Perú”. El autor analizó que, como parte del planeamiento de una empresa textil, implementar un modelo de pronóstico de la demanda permite proyectar los picos y valles, optimizando los recursos humanos y materiales. Se concluyó que usar métodos estadísticos de Holt-Winter para el pronóstico de demanda, es el ideal para la empresa estudiada; ya que

considera nivel, tendencia y estacionalidad de la demanda. Además de permitir adaptar la información actualizada fácilmente.

Por otro lado, Niño (2018), en su tesis titulada: “Propuesta de mejora en el pronóstico de la demanda en la empresa Global Alimentos S.A.C. Universidad de Piura - Perú”. Tuvo como objetivo, plantear el método de pronóstico de la demanda, basado en demanda histórica para determinar el volumen de ventas con el menor error posible, a fin de contar con el método más eficiente para reducir la incertidumbre en la toma de decisiones. Por su parte, Mamani (2020), en su tesis: “Modelo para la predicción de la demanda mensual de horas de maquinaria agrícola en la Municipalidad Distrital de Caracoto. Universidad Nacional del Altiplano de Puno. Tuvo como objetivo plantear el método de pronóstico para prever de máquinas agrícolas a la comunidad, considerando series de tiempo y dando como resultado el método autorregresivo integrado de promedio móvil con un nivel de confianza del 95%.

Respecto a las Teorías relacionadas al tema, tenemos la variable Pronóstico de la demanda, que Según Jay y Barry (2009), pronosticar es el arte y la ciencia de predecir eventos futuros. Para el cual, se pueden analizar datos históricos, proyectándolo al futuro mediante el uso de algún método matemático, que puede resultar subjetiva, intuitiva o a la combinación de ambas, como la utilización de un método matemático ajustado al buen juicio del ejecutor. (p. 106). De manera que, si bien los pronósticos de la demanda casi nunca son perfectos, y que para algunos puede necesitar de mucho tiempo para llegar a los resultados; las grandes empresas no se dan el lujo de evadir este proceso de pronosticar y esperar a ver qué sucede para después correr altos riesgos; puesto que ellas son conscientes que el proceso de pronosticar la demanda es de suma importancia para una planeación efectiva a corto y largo plazo para los productos o servicios de cualquier compañía.

Por otro lado, según Bowerman, O'Connell y Koehler (2007) mencionan que el pronóstico de demanda o también conocidos como pronósticos de ventas, permite determinar el nivel de producción, la capacidad que se va a necesitar y los sistemas de programación de la empresa que se requiere utilizar para poder compensarla; generando información que después será derivada para la planeación financiera, de marketing y de personal. (p. 325)

Así mismo, para Monserrat (2001), el pronóstico de la demanda se basa en el análisis del comportamiento de datos reales en un determinado periodo de tiempo para prever la evolución futura, bajo el supuesto de que las condiciones no cambien respecto a las actuales y pasadas. (p.11). En ese sentido, según lo mencionado por el autor, el pronóstico

de la demanda le permitirá a la organización determinar la cantidad de mercadería que deberá adquirir, el nivel de fuerza laboral que necesitará y las condiciones con las que deberá contar para facilitar el proceso. De manera que, para poder determinar el pronóstico de la demanda se hizo uso de cuatro métodos de estimación de la demanda, que son lo más utilizados en los últimos años, entre los que se encuentran el método de descomposición clásica, el método de variables categóricas o de Dummy, el Métodos de Holt Winter y el Método de tendencia desechada.

Cada uno de los cuales, se basan en cuatro componentes de la demanda que son: la tendencia, que es un componente general a largo plazo que se suele expresarse como una función del tiempo de tipo polinómico o logarítmico; la estacionalidad, que son oscilaciones que se producen y repiten en períodos de tiempo cortos; la serie cronológica, que se producen a largo plazo y que suelen ir ligadas a etapas de prosperidad o recesión económica, que son algo más difíciles de identificar cuanto más largo sea su período, debido fundamentalmente, a que el tiempo de recogida de información no aporta suficientes datos, por lo que a veces quedarán confundidas con las otras componentes; y los residuales, que recogen la aportación aleatoria de cualquier fenómeno sujeto al azar.

No obstante, en el desarrollo de la investigación, el método de pronóstico de demanda para Descomposición clásica, el de Holt Winter y el de Tendencia desechada se basó en la teoría de dos autores, el de Jay y Barry en su libro administración de operaciones y en el de Bowerman; O'Connell y Koehler en su libro Pronósticos, series de tiempo y regresión, de manera complementaria. Por otro lado, para el método de pronóstico de demanda de variables categóricas la investigación se apoyó en la teoría de Monserrat en su libro Series Temporales. Autores que conocen el campo de la administración a nivel de operaciones, estadística y análisis de datos cuantitativos. En tal sentido, el primero de los métodos que se consideró para pronosticar la demanda fue el de descomposición clásica, puesto que trabaja con series de tiempo, que es comportamiento que muestran los datos de venta mensualmente, el cual detallaremos a continuación.

Respecto a los Métodos de Pronóstico de Demanda, te planteé como primera propuesta, el Método de Descomposición Clásica, que según Bowerman; O'Connell y Koehler (2007), es un método que pronostica series temporales que manifiestan tendencias y efectos estacionales basados en un enfoque intuitivo cuantitativo, de gran utilidad cuando los parámetros que describen una serie temporal no cambian en el tiempo (p. 326). De manera que, de lo mencionado por el autor, se puede inferir que es un método que se encarga

de descomponer los factores de la demanda y las analiza de manera individual, para poder obtener el pronóstico de la demanda.

Como segundo método tenemos al Método de Variables Categóricas, que a diferencia del método de pronóstico de la demanda anterior, el Método de variables categóricas, es la modelización conjunta, con variables categóricas, de la tendencia y la estacionalidad, siendo su principal ventaja la generalidad del método. En el procedimiento de este método, no es necesario, asumir un modelo aditivo o multiplicativo, puesto que se plantea un modelo general que incluye todas las posibilidades. (Montserrat, 2001, p. 48) En ese sentido, para que las variables categóricas sean incorporadas al modelo de regresión debieron ser codificadas convenientemente. Para lo cual, la regla fue introducir tantas variables “imaginarias” como categorías menos uno, es decir, si una variable cualitativa hubiera tenido “k” categorías, se tendrían que haber introducido, en el modelo de regresión, “k-1” variables imaginarias.

Como tercer Método tenemos al Método de Holt Winter, que según Bowerman; O’Connell y Koehler (2007), el Métodos de Holt Winter, fue otro de los métodos que se utilizó para comparar el pronóstico de la demanda de los electrodomésticos de la tienda Electrokarol E.I.R.L., que está diseñado para series temporales que manifiesten una tendencia lineal o de amplitud a la serie temporal entera. (p. 366). Un método de pronóstico de demanda que se aplica cuando en la serie de tiempo se presentan los patrones de tendencia y estacionalidad. Encargándose de calcular la estimación de la desviación absoluta medias de 3 componentes: nivel, tendencia y estacionalidad, aplicándose procedimientos de triple suavización exponencial al tratar de brindar mayor ponderación a observaciones recientes y menos peso a observaciones pasadas, por lo que las observaciones decrecen geométricamente a una tasa constante.

En la que, para poder calcular el pronóstico de este método se hizo a través de la aplicación del Crystal Ball, un software que opera a través del Microsoft Excel y que realiza funciones de Predictor a niveles avanzados. Por lo que, en primer lugar, se seleccionaron los datos históricos de ventas desde enero de 2015 a agosto de 2017 y se procedió a abrir la aplicación. Seguidamente, se pasaron a procesar los datos seleccionados a través de la ventana “Atributo de Datos”. Acto seguido, se pasó a seleccionar el método a aplicarse, para el caso en estudio, eligiéndose el Método Hold–Winters para Series Multiplicativas.

Finalmente, como último método, tenemos al método de Tendencia Desechada el cual también se desarrolla con series de tiempo, que consiste en una suavización exponencial

propuesta por Gardner Mc. Kenzie y recopilado por Bowerman; O'Connell y Koehler (2007) en su libro Pronósticos, series de tiempo y regresión, con enfoque aplicativo; indicaron que se trata de un método ideal para pronosticar una serie temporal cuya tasa de crecimiento no se mantendrá en el futuro, efecto que debe ser amortiguado, lo cual significa, reducir el tamaño de crecimiento de modo que disminuya el incremento o decremento de los pronósticos, según. (p. 386). Un modelo que se aplica a series cronológicas con tendencia lineal y componente estacional. Siendo sus parámetros de suavización el nivel, la tendencia, la estacionalidad y la amortiguación de la tendencia. Método que aplica procedimientos de triple suavizado exponencial y que presenta métodos similares al Modelo Autorregresivo Integrado De Promedio Móvil con un orden de autorregresión, un orden de diferenciación y dos órdenes de media móvil.

De manera que, según lo expuesto para cada método de pronóstico de la demanda se han tenido que cumplir indicadores, que aseguren su desarrollo. Siendo el primero de ellos, el Margen de error por producto (W), que muestra la exactitud general de cualquier modelo de pronóstico de promedios móviles, suavizamiento exponencial u otro que puede determinarse al comparar los valores pronosticados con los valores reales u observados. según Jay y Barry (2009) (p. 115). En otras palabras, el error de pronóstico indica qué tan buen desempeño tiene el modelo al compararlo consigo mismo usando datos históricos. Indicador que se verá reflejado en los métodos de descomposición clásica y variables categóricas.

De igual forma Jay y Barry (2009), plantearon el Coeficiente de correlación múltiple (r) que es la medida de la fuerza de la relación que hay entre dos variables. Expresado como r, cuyos resultados deben oscilar entre $-1 \leq R \leq 1$, (p. 131). El cual permitió determinar el nivel de relación entre las variables que conformaron la ecuación para determinar el pronóstico de la demanda. Indicador que corresponde a los métodos de descomposición clásica y variables categóricas. Asimismo, se consideró el Coeficiente de determinación ajustado (r^2) que es la medida de la cantidad de variación presente en la variable dependiente, con respecto a su media, que se explica mediante la ecuación de regresión. Expresada como " r^2 ", puesto que es el cuadrado del coeficiente de correlación a saber, cuyos resultados deben oscilar entre $0 \leq R \leq 1$, (p.133). Indicador que corresponde a los métodos de descomposición clásica y variables categóricas.

Otro de los indicadores fue el Valor crítico de F, también conocido como probabilidad, el cual es un indicador que mide el nivel de calidad de la regresión global, es

decir el nivel de dependencia de la variable dependiente en relación con la variable independiente (cuyos resultados deben oscilar entre $0 \leq F \leq 1$; óptimo: $F < 0.05$), aplicado a los métodos de descomposición clásica y variables categóricas; indicador de la Probabilidad, que mide a nivel porcentual en el error del cálculo de las variables para la ecuación, el cual fue aplicado en los métodos de descomposición clásica y variables categóricas (p. 134).

De igual forma, acorde a lo propuesto por Monserrat (2001), se consideró como indicador a la Variable de intercepción de la ecuación de tendencia; indicador que se verá reflejado en los métodos de descomposición clásica y variables categóricas. Otro de los indicadores considerados, fue la Variable independiente de la ecuación de tendencia que corresponde al método de descomposición clásica. Asimismo, se consideró la Variable categórica (Q_i) que corresponde al método de variables categóricas según (p. 2).

Adicionalmente, se consideró a la Variable independiente de tendencia (t), Indicador que corresponde al método de variables categóricas; de igual forma se consideró los valores Alpha (α), Beta (β), el Gamma (γ), el Phi (Φ), que son un parámetro de suavizado para el componente de estacionalidad del pronóstico, que puede ser cualquier número entre 0 y 1, no incluido. Asimismo, el Coeficiente de Durbin Watson (DW), que es un indicador estadístico de prueba que se utiliza para detectar la presencia de autocorrelación, que es la relación existente entre los valores separados el uno del otro por un intervalo de tiempo dado, en los errores de predicción de un análisis de regresión. Siendo su escala de $0 \leq DW \leq 4$, óptimo cercano a 2; el cual mide el nivel de relación existente entre los datos históricos de ventas mensuales y los errores de predicción del análisis de regresión. Y finalmente, la U de Theil (UT); es un indicador que mide el nivel de la calidad de los resultados en relación a la falta de su cálculo. Con un rango $UT > 0$; con un óptimo $UT < 1$.

Así mismo, para llegar a obtener los resultados de los métodos de pronóstico de la demanda de descomposición clásica y de variables categóricas se tuvo que hacer uso de un método estadístico de apoyo que fue el de análisis de regresión lineal y el análisis de varianza. Entre los conceptos que también debemos considerar, se encuentra el Análisis de Regresión Lineal; es un modelo matemático de línea recta usado para describir las relaciones funcionales que hay entre las variables dependiente e independiente.

De igual forma tenemos el Análisis de Varianza, que para Roque (2003), es un método fundamental para casi todas las aplicaciones de la estadística, que busca comprobar si dos o más medias muestrales pueden haberse obtenido de poblaciones con la misma media paramétrica respecto a una variable dada (p. 68). En sentido, así como se hizo uso de estos

modelos matemáticos de apoyo, para poder obtener y analizar los resultados de los métodos, también se determinaron tres tipos de errores que se podrían hallar en cada uno de los métodos propuestos, permitiéndome detectar cuál de ellos fue el modelo óptimo para el pronóstico de los electrodomésticos en la empresa Electro Karol, en relación con el modelo con el menor margen de error.

Para determinar las medidas de error de los modelos de pronóstico de demanda propuestos, se consideró a la Desviación Absoluta Media, una medición del error global es la desviación absoluta media, en donde su valor se calcula sumando los valores absolutos de los errores individuales del pronóstico y dividiendo el resultado entre el número de periodos con datos (n). De igual forma debemos conocer el concepto de Error Cuadrático Medio, que es el promedio de los cuadrados de las diferencias encontradas entre los valores pronosticados y los observados. Finalmente, se consideró el Error Porcentual Absoluto Medio, que es un problema tanto con la desviación absoluta media como con el Error Cuadrático Medio es que sus valores dependen de la magnitud del elemento que se pronostica. Si el elemento pronosticado se mide en millares, los valores de la Desviación Absoluta Media y del Error Cuadrático Medio pueden ser muy grandes. Para evitar este problema, podemos usar el error porcentual absoluto medio. Éste se calcula como el promedio de las diferencias absolutas encontradas entre los valores pronosticados y los reales, y se expresa como un porcentaje de los valores reales. Es decir, si hemos pronosticado n periodos y los valores reales corresponden a esa misma cantidad de periodos.

Respecto al Problema de la investigación, se planteó como Problemas General determinar si ¿Existe diferencia en el margen de error entre los cuatro modelos de pronósticos de demanda en los electrodomésticos de la empresa Electrokarol E.I.R.L. del distrito de Ate, 2017? Por lo que los problemas específicos se establecieron de la siguiente manera: ¿Existe diferencia en el margen de error entre los cuatro modelos de pronósticos de demanda en las refrigeradoras de la empresa Electrokarol E.I.R.L. del distrito de Ate, 2017?; ¿Existe diferencia en el margen de error entre los cuatro modelos de pronósticos de demanda en las cocinas de la empresa Electrokarol E.I.R.L. del distrito de Ate, 2017?; ¿Existe diferencia en el margen de error entre los cuatro modelos de pronósticos de demanda en los televisores de la empresa Electrokarol E.I.R.L. del distrito de Ate, 2017?.

Respecto a la Justificación de estudio, a continuación, se explica de forma detallada la justificación teórica, practica, metodológica y social. Iniciando con la Justificación Teórica, tenemos que la presente investigación permitirá generar un conjunto de

conocimientos en relación al pronóstico de la demanda de la teoría de Monserrat, Jay y Barry, así como de Bowerman, O'Connell y Koehler basada en análisis de datos históricos, es decir que presenten series de tiempo y desarrolladas con modelos matemáticos y estadísticos respaldando y nutriendo teorías ya establecidas. Que serán útiles para el desarrollo de futuras investigaciones todos los niveles de la carrera de administración.

Por otro lado, en relación con la Justificación práctica, a través del desarrollo de la presente investigación se comprobó que los postulados de la metodología empleada, es efectiva y aplicable en la realidad para efectuar investigaciones futuras. Además, respecto a la Justificación social, permitió argumentar que no hace falta ser una gran empresa para pronosticar su demanda, puesto que, si ellas no corren ese riesgo, menos lo deberían enfrentar las PYMES, ya que la falta de un pronóstico de demanda podría generar pérdida de oportunidades en el mercado comercial, al no tener claro cuánto debería invertir, que cantidad comprar y de cuanto personal necesitará para satisfacer esa demanda. En base a un análisis de datos históricos que pueden ser procesados mediante modelos matemáticos ya existentes. A través del desarrollo de la presente investigación se comprobó que los postulados de la metodología empleada, es efectiva y aplicable en la realidad para efectuar investigaciones, como soporte a la justificación metodológica. Puesto que cada metodología propuesta se llevó a cabo cumpliendo cada uno de los indicadores ya establecidos teóricamente. Las cuales se cumplieron de acuerdo con las escalas que le correspondía a cada una de ellas.

Respecto a las Hipótesis, se planteó como Hipótesis General (H_a), que existe diferencia en el margen de error entre los cuatro modelos de pronósticos de demanda planteados para los electrodomésticos de la empresa Electrokarol E.I.R.L. del distrito de Ate, 2017; y en contra posición se planteó la hipótesis nula (H_0), indicando que no existe diferencia en el margen de error entre los cuatro modelos de pronósticos de demanda planteados para los electrodomésticos de la empresa Electrokarol E.I.R.L. del distrito de Ate, 2017.

En cuanto a las hipótesis específicas, se planteó: H_{A1} : Existe diferencia en el margen de error entre los cuatro modelos de pronósticos de demanda planteados para las refrigeradoras de la empresa Electrokarol E.I.R.L. del distrito de Ate, 2017; H_{O1} : No existe diferencia en el margen de error entre los cuatro modelos de pronósticos de demanda planteados para las refrigeradoras de la empresa Electrokarol E.I.R.L. del distrito de Ate, 2017; H_{A2} : Existe diferencia en el margen de error entre los cuatro modelos de pronósticos

de demanda planteados para las cocinas de la empresa Electrokarol E.I.R.L. del distrito de Ate, 2017; H_{O2} : No existe diferencia en el margen de error entre los cuatro modelos de pronósticos de demanda planteados para las cocinas de la empresa Electrokarol E.I.R.L. del distrito de Ate, 2017; H_{A3} : Existe diferencia en el margen de error entre los cuatro modelos de pronósticos de demanda planteados para los televisores de la empresa Electrokarol E.I.R.L. del distrito de Ate, 2017; H_{O3} : No existe diferencia en el margen de error entre los cuatro modelos de pronósticos de demanda planteados para los televisores de la empresa Electrokarol E.I.R.L. del distrito de Ate, 2017.

Respecto a los Objetivos, se planteó como Objetivo General: Determinar el modelo de pronóstico de demanda con el menor margen de error en los electrodomésticos de la empresa Electrokarol E.I.R.L. del distrito de Ate, 2017. En este sentido, se plantearon los siguientes Objetivos Específicos: Determinar el modelo de pronóstico de demanda con el menor margen de error en las refrigeradoras de la empresa Electrokarol E.I.R.L. del distrito de Ate, 2017; Determinar el modelo de pronóstico de demanda con el menor margen de error en las cocinas de la empresa Electrokarol E.I.R.L. del distrito de Ate, 2017; Determinar el modelo de pronóstico de demanda con el menor margen de error en los televisores de la empresa Electrokarol E.I.R.L. del distrito de Ate, 2017.

II. Método

Con respecto al Tipo y diseño de investigación, en una investigación, Hernandez, Fernandez y Baptista (2014), indicaron que, para llevarla a cabo, se debe considerar un conjunto de procesos metódicos, críticos y empíricos que se adaptan al estudio de una problemática (p.4). Es decir, se debe seguir una serie de fases que no pueden obviarse para poder alcanzar los objetivos planteados.

Es así como, para Bunge (1971), el tipo de investigación aplicada explica los conocimientos de las ciencias básicas a problemas prácticos, por lo que tiene como propósito dar solución a situaciones o problemas específicos o identificables. De manera que, se utilizó una investigación aplicada, al brindarse una propuesta de solución con un pronóstico de la demanda que contenga el menor margen de error en las pequeñas empresas del país, basado en metodologías de teorías existentes.

Por otro lado, en cuanto al enfoque de la investigación, según Fernández y Baptista (2014), el enfoque cuantitativo es secuencial y probatorio, en la que se recolectan datos para probar la tesis y el análisis estadístico (p.5). De manera que, se utilizó un enfoque cuantitativo, al utilizar estadística, basada en la información recogida y procesada que permitió brindar resultados en relación con las hipótesis planteadas y obtener así las conclusiones del estudio realizado, siendo este histórico comparativo.

En cuanto al Diseño de la investigación, Fernández y Baptista (2014), describieron que el tipo de diseño Transversal o transaccional recolecta datos en un solo momento en un tiempo único, con el propósito de describir las variables (p.154). De manera que, para esta investigación se desarrolló considerando este tipo de diseño, al recolectarse la información en un solo momento, para poder ser analizadas.

Por otro lado, para Fernández y Baptista (2015), un diseño de investigación se refiere al plan para obtener la información que se desea con el fin de responder al planteamiento del problema (p.128). Siendo el diseño no experimental, una investigación que se realiza sin manipular deliberadamente variables. Es decir, un estudio en el que no se trata de hacer variar de forma intencional las variables independientes, para observar su efecto sobre las otras variables. De manera que, esta investigación contó con un diseño no experimental, al no manipular ninguna de las variables, puesto que solo se observa situaciones ya existentes.

En cuanto al nivel de la investigación, según Sánchez y Reyes (1996), la investigación descriptiva comparativa consiste en recolectar en dos o más muestras con el propósito de observar el comportamiento de una variable, tratando de controlar

estadísticamente otras variables que se consideran pueden afectar la variable estudiada o variable dependiente. En donde M1 (muestra de trabajo 1) es igual a O1 (observaciones o mediciones realizadas) y las variables controladas estadísticamente (x-y-z) y M2 (muestra de trabajo 2) es igual a O2 (observaciones o mediciones realizadas) y las variables controladas estadísticamente (x-y-z). De manera que, al observar los resultados del planteamiento de los cuatro métodos de pronóstico de la demanda en los electrodomésticos de la pyme estudiada, se desarrolló una investigación descriptiva comparativa.

En cuanto al método de la investigación, para Bernal (2010), el método histórico-comparativo, se basa en un procedimiento de investigación y esclarecimiento de los fenómenos que busca establecer la semejanza de sus fenómenos, infiriendo una conclusión acerca de su parentesco o de su origen en común (p.60). De manera que, la investigación se desarrolló en base a esta metodología, puesto que se recogieron datos históricos de la organización, para luego ser analizados y comparados.

2.2 Operacionalización de variables

Para determinar la operacionalización de la variable, primero se tuvo que definir que es una variable, que según Hernández, Fernández y Baptista (2014), es una propiedad que puede fluctuar y cuya variación es susceptible de poder medirse y observarse (p. 123). Es decir que una variable hace alusión a un elemento inestable, que comprende elementos o dimensiones. Cabe señalar, que esta investigación presentó como variable al “Pronóstico de la demanda”.

Que para Jay y Barry (2009), pronosticar es el arte y la ciencia de predecir eventos futuros. Para lo cual, se puede hacer uso de datos históricos y su proyección al futuro mediante el uso de algún método matemático, que puede resultar subjetivo, intuitivo o la combinación de ambos, como la utilización de un método matemático ajustado al buen juicio del ejecutor (p. 106).

En consecuencia, con respecto a la operacionalización de la investigación, se debió considerar la perspectiva de Hernández et al (2014), quienes indicaron que consiste en la disgregación de la variable en indicadores que se pueden verificar y medir (p. 211).

En este sentido, la variable pronóstica de la demanda se midió a través de cuatro métodos que son: el método de descomposición clásica, el método de variables categóricas o de Dummy, el método de Holt Winter y el método de tendencia desechada. Las mismas que cuentan con indicadores que se verificaron a través de una ficha de registro.

Tabla 1

Operacionalización de la variable pronóstico de la demanda.

MATRIZ DE OPERACIONALIZACIÓN DE LA VARIABLE PRONÓSTICO DE LA DEMANDA						
VARIABLES	DEFINICION CONCEPTUAL	DEFINICION OPERACIONAL	METODOS	INDICADORES	ESCALA	INSTRUMENTO
PRONÓSTICO DE LA DEMANDA	Pronosticar es el arte y la ciencia de predecir eventos futuros. Para el cual, puede hacer uso de datos históricos y su proyección al futuro mediante el uso de algún método matemático, que puede resultar subjetiva, intuitiva o a la combinación de ambas, como la utilización de un método matemático ajustado al buen juicio del ejecutor. (Jay & Barry, 2009, p. 106)	La variable pronóstico de la demanda se medirán a través de cuatro métodos que son: el método de descomposición clásica, el método de variables categóricas o de Dummy, el método de Holt Winter y el método de tendencia desecheda. Las mismas que cuentan con indicadores que se verificarán a través de una ficha de registro.	METODO DE DESCOMPOSICION CLASICA	Margen de error por producto (W)	$0 \leq W \leq \infty$	FICHA DE REGISTRO
				Índice estacional (IVE)	$0 \leq IVE \leq 1$	
				Coefficiente de correlación	$-1 \leq R \leq 1$	
				Coefficiente de determinación ajustado (R^2)	$0 \leq R^2 \leq 1$	
			Valor crítico de F	$0 \leq F \leq 1$; OPTIMO: $F < 0.05$		
			Probabilidad T	$0 \leq T \leq 1$; OPTIMO: $T \leq 0.05$		
			Variable de intercepción de la ecuación de tendencia	a		
			Variable independiente de la ecuación de tendencia	x1		
			METODO DE VARIABLES CATEGORICA O DE DUMMY	Error de pronóstico (W)	$0 \leq W \leq \infty$	
				Índice estacional (IVE)	$0 \leq IVE \leq 1$	
				Coefficiente de correlación de Pearson	$-1 \leq R \leq 1$	
				Coefficiente de determinación ajustado (R^2)	$0 \leq R^2 \leq 1$	
			Valor crítico de F	$0 \leq F \leq 1$; OPTIMO: $F \leq 0.05$		
			Probabilidad T	$0 \leq T \leq 1$; OPTIMO: $T \leq 0.05$		
Variable de intercepción de la ecuación de tendencia	a					
Variable categórica Qi	$i = p - 1$; p=número de periodos					
Variable independiente de tendencia (T)	$-\infty \leq T \leq \infty$					
METODOS DE HOLT WINTER	Alfa (α)	$0 \leq \alpha \leq 1$				
	Beta (β)	$0 \leq \beta \leq 1$				
	Gama (γ)	$0 \leq \gamma \leq 1$				
	Coefficiente de Durbin Watson (DW)	$0 \leq DW \leq 4$; OPTIMO CERCANO A 2				
U de Theil	$U > 0$; VALOR IDEAL $U < 1$					
METODO DE TENDENCIA DESECHADA	Alfa (α)	$0 \leq \alpha \leq 1$				
	Beta (β)	$0 \leq \beta \leq 1$				
	Gama (γ)	$0 \leq \gamma \leq 1$				
	Phi (ϕ)	$0 \leq \phi \leq 1$				
Coefficiente de Durbin Watson (DW)	$0 \leq DW \leq 4$; OPTIMO CERCANO A 2					
U de Theil	$U > 0$; VALOR IDEAL $U < 1$					

2.3 Población, muestra y muestreo (incluir criterios de selección)

En cuanto a la población, Bernal (2010), indica que es la totalidad de elementos o individuos que tienen ciertas características similares y sobre las cuales se desea hacer inferencia (p. 160). Por lo que, para la investigación, se consideró como población las ventas mensuales de los datos históricos con lo que ha contado la empresa hasta este año

Por otro lado, Bernal (2010) indica que una muestra es la parte de la población que se selecciona, de la cual realmente se obtiene la información para el desarrollo del estudio y sobre la cual se efectuarán la medición y la observación de las variables objeto de estudio. Para la investigación, la muestra fue determinada por las ventas mensuales de 32 meses desde enero del año 2015 hasta el mes de agosto de este año 2017. Por su parte, Ochoa (2015), menciona que un muestro es el proceso de seleccionar un conjunto de individuos de una población con el fin de estudiarlos y poder caracterizar el total de la población. De manera que para la investigación se eligieron a los tres productos más vendidos en el 2017 por su representativa en el negocio estudiado (M1=televisores; M2= refrigeradora y M3=cocinas).

En cuanto al criterio de selección, como parte del criterio de inclusión se consideró el total de ventas de los tres productos más representativos; y como parte del criterio de exclusión, se retiraron las ventas de los electrodomésticos menos vendidos en el 2017.

2.4 Técnica e instrumentos de recolección de datos, validez y confiabilidad

Como parte de la técnica utilizada en la investigación, Bernal (2010), indica que esta tiene como propósito analizar material impreso, en la que se usa una elaboración del marco teórico del estudio (p.194). De manera que, como la empresa facilitó datos históricos para poder analizarlos y procesarlos en relación con cada metodología de pronóstico de la demanda, esta técnica fue la más adecuada al estudio.

Respecto al instrumento, según Herrera (2011), esta permite registrar los datos significativos de las fuentes consultadas. Por lo que, para la investigación, se observaron los resultados de la estimación de la demanda en relación con los indicadores de cada metodología propuesta, que luego fueron comparadas, permitiendo determinar cuál de ellas era la de menor margen de error. Los cuales fueron respaldados en la Ficha de registro, ya que es un instrumento que se utiliza para registrar la información de las diversas fuentes. En ese sentido, como cada una de las metodologías cuenta con indicadores que presentan escalas de medición, fue necesario hacer uso de una ficha de registro para corroborar el cumplimiento de cada uno de ellos.

Respecto a la validez, para la recolección de datos de la variable pronóstico de la demanda en la presente investigación, se hizo uso de una ficha de registro como instrumento. En ese sentido, según Hernández, Fernández y Baptista (2006), la validez es el grado en el que un instrumento mide realmente la variable que pretende medir. Por lo cual, el instrumento fue validado por expertos en relación con el tema de estudio considerando tres economistas y dos metodólogos.

Tabla 2

Tabla de Relación de expertos

Expertos	Aplicable
Mg. Paca Pantigoso Romeo	90%
Mg. Daniel Cárdenas Canales	75%
Mg. Cesar Cifuentes La Rosa	80%
Mg. Paz Liendo Lorena Rocío	85%
Mg. Suasnabar Ugarte Federico Alfredo	75%

Respecto a la confiabilidad, según Hernández, Fernández y Baptista (2006), este concepto está relacionado al grado de aplicación de un instrumento de medición de forma repetida al mismo sujeto u objeto de estudio, generando el mismo resultado (p.277). Por lo cual, para determinar la confiabilidad del instrumento de ficha de registro, aplicado a los indicadores de las metodologías de pronóstico de la demanda planteadas, considerando los datos históricos de ventas mensuales, se determinó a través del análisis del coeficiente de variación.

Siendo el Coeficiente de Variación o Coeficiente de Spearman, según Francisco (2015), una medida estadística que informa acerca de la dispersión relativa de un conjunto de datos. La cual se determina al dividir la desviación típica entre el valor absoluto de la media del conjunto, generalmente expresada en porcentajes para una mejor comprensión. Medida estadística que me permitió determinar el grado de variabilidad en los datos analizados para los pronósticos de demanda propuestos. Siendo el resultado para las refrigeradoras de 65.80%, en cocinas de 64.19% y en televisores de 66.51%; por lo que al estar cercano a “1”, significa que existe mayor variabilidad entre los datos y no homogeneidad entre ellos, de manera que los datos no son fáciles de analizar. En ese sentido,

si fue necesario aplicar modelos probados científicamente que permitan trabajar la dispersión entre los datos, de manera que puedan generar un resultado dato confiable en relación con los pronósticos propuestos.

2.5 Procedimiento

La recolección de información de la presente investigación se realizó de forma directa, mediante el histórico de ventas desde el 2015 al 2017 de la empresa Electrokarol E.I.R.L., previa coordinación el dueño del negocio, aplicándose la técnica de investigación documental a través de la recolección de información, apoyado en la aplicación de una ficha registro, basado en el cálculo de los indicadores de los cuatro métodos de pronóstico de la demanda propuestos. Que posteriormente permitió determinar el margen de error correspondiente a cada uno de ellos.

2.6 Método de análisis de datos

Sobre los Métodos de Análisis de Datos en el procedimiento, según Hernandez, Fernández y Baptista (2006), indicaron que es parte de una serie de procedimientos que permite obtener resultados con un propósito específico, mediante un análisis matemático y/o estadístico (p. 407). En ese sentido, para el análisis de datos de la investigación, se utilizó el aplicativo de Microsoft Excel y de Crystal Ball.

2.7. Aspectos éticos

En relación con los aspectos éticos de la investigación, el compromiso fue continuar con los lineamientos éticos básicos de la objetividad, respeto a la propiedad intelectual, honestidad, responsabilidad ética, privacidad y protección de la información de la empresa Electro Karol E.I.R. L. Es decir, no se realizó ningún tipo de plagio, respetando los derechos de autor, respaldados tanto en las citas textuales como referenciales de la investigación conformes a las normas establecidas. Así mismo, se empleó el software Turnitin para la comprobación de originalidad de la presente tesis.

III. Resultados

Respecto a los resultados, se trabajó con la Estadística Inferencial.

Prueba de hipótesis general: Comparación de Métodos de pronóstico de la demanda para los tres productos más vendidos en la empresa Electrokarol E.I.R.L.

H_A: Existe diferencia en el margen de error entre los cuatro modelos de pronósticos de demanda en los electrodomésticos de la empresa Electrokarol E.I.R.L. del distrito de Ate, 2017

H₀: No existe diferencia en el margen de error entre los cuatro modelos de pronósticos de demanda en los electrodomésticos de la empresa Electrokarol E.I.R.L. del distrito de Ate, 2017

Tabla 3

Medidas de error para los pronósticos de demanda de los tres electrodomésticos más vendidos en la empresa Electrokarol E.I.R.L. en el distrito de Ate.

Medida de Error	Descomposición Multiplicativa	Variables Categóricas	Hold - Winters	Tendencia Desechada
MSE	7.60	7.08	6.48	5.85
MAD	3.39	2.90	2.37	2.04
MAPE	3%	3%	3%	2%

Interpretación

De acuerdo con la tabla 3, los resultados de las medidas de error en relación a los métodos propuestos de pronóstico de la demanda para los tres electrodomésticos más vendidos, por lo que indica que, si existe diferencia entre cada una de ellas, por lo tanto, se rechaza la hipótesis nula y se acepta la hipótesis alterna. En síntesis, se determina que si existe diferencia en el margen de error entre los cuatro modelos de pronósticos de demanda en los electrodomésticos de la empresa Electrokarol E.I.R.L.

Prueba de Hipótesis Específica 1: Comparación de Métodos de pronóstico de la demanda para las refrigeradoras en la empresa Electrokarol E.I.R.L.

H_A: Existe diferencia en el margen de error entre los cuatro modelos de pronósticos de demanda en las refrigeradoras de la empresa Electrokarol E.I.R.L. del distrito de Ate, 2017

H₀: No existe diferencia en el margen de error entre los cuatro modelos de pronósticos de demanda en las refrigeradoras de la empresa Electrokarol E.I.R.L. del distrito de Ate, 2017.

Tabla 4

Medidas de Error para los pronósticos del electrodoméstico refrigeradora de la tienda Electrokarol E.I.R.L. en el distrito de Ate.

Medida de Error	Descomposición Multiplicativa	Variables Categóricas	Hold - Winters	Tendencia Desechada
MSE	6.32	5.59	5.12	4.56
MAD	2.91	2.41	1.93	1.74
MAPE	3.80%	3.10%	2.76%	2.34%

Interpretación

De acuerdo con la tabla 4, los resultados de las medidas de error en relación a los métodos propuestos de pronóstico de la demanda en refrigeradoras, lo cual indicó que si existe diferencia entre cada una de ellas, por lo tanto se rechaza la hipótesis nula y se acepta la hipótesis alterna. En síntesis, se determina que si existe diferencia en el margen de error entre los cuatro modelos de pronósticos de demanda para las refrigeradoras de la empresa Electrokarol E.I.R.L.

Prueba de Hipótesis Específica 2: Comparación de Métodos de pronóstico de la demanda para las cocinas en la empresa Electrokarol E.I.R.L.

H_A: Existe diferencia en el margen de error entre los cuatro modelos de pronósticos de demanda en las cocinas de la empresa Electrokarol E.I.R.L. del distrito de Ate, 2017.

H₀: No existe diferencia en el margen de error entre los cuatro modelos de pronósticos de demanda en las cocinas de la empresa Electrokarol E.I.R.L. del distrito de Ate, 2017

Tabla 5

Medidas de Error para los pronósticos del electrodoméstico cocina de la tienda Electrokarol E.I.R.L. en el distrito de Ate

Medida de Error	Descomposición Multiplicativa	Variables Categóricas	Hold - Winters	Tendencia Desechada
MSE	8.27	7.91	7.34	6.76
MAD	3.75	3.4	2.68	2.36
MAPE	2.89%	2.56%	2.20%	1.90%

Interpretación

De acuerdo con la tabla 5, los resultados de las medidas de error en relación a los métodos propuestos de pronóstico de la demanda en cocinas, demostrando que, si existe diferencia entre cada una de ellas, por lo tanto, se rechaza la hipótesis nula y se acepta la hipótesis alterna. En síntesis, se determina que si existe diferencia en el margen de error entre los cuatro modelos de pronósticos de demanda para las cocinas de la empresa Electrokarol E.I.R.L.

Prueba de Hipótesis Específica 3: Comparación de Métodos de pronóstico de la demanda para los televisores en la empresa Electrokarol E.I.R.L.

H_A: Existe diferencia en el margen de error entre los cuatro modelos de pronósticos de demanda en los televisores de la empresa Electrokarol E.I.R.L. del distrito de Ate, 2017.

H_O: No existe diferencia en el margen de error entre los cuatro modelos de pronósticos de demanda en los televisores de la empresa Electrokarol E.I.R.L. del distrito de Ate, 2017

Tabla 6

Medidas de Error para los pronósticos del electrodoméstico televisor de la tienda Electrokarol E.I.R.L. en el distrito de Ate

Medida de Error	Descomposición Multiplicativa	Variables Categóricas	Hold - Winters	Tendencia Desechada
MSE	8.21	7.74	6.97	6.24
MAD	3.5	2.9	2.5	2.02
MAPE	3.66%	3.16%	2.54%	2.10%

Interpretación

De acuerdo con la tabla 6, los resultados de las medidas de error en relación a los métodos propuestos de pronóstico de la demanda en televisores, lo cual indicó que, si existe diferencia entre cada una de ellas, por lo tanto, se rechaza la hipótesis nula y se acepta la hipótesis alterna. En síntesis, se determina que si existe diferencia en el margen de error entre los cuatro modelos de pronósticos de demanda para los televisores de la empresa Electrokarol E.I.R.L.

IV. Discusión

La investigación planteó como objetivo determinar el modelo de pronóstico de demanda con el menor margen de error en los electrodomésticos de la empresa Electrokarol E.I.R.L. del distrito de Ate, 2017; para lo cual, se tomó como referencia la venta de las refrigeradas, cocinas y televisores, al tratarse de los productos más vendidos en la empresa estudiada. Asimismo, se buscó determinar las tres medidas de error, que incluyen el Error Cuadrático Medio, la Desviación Absoluta Media y Error Porcentual Absoluto Medio, en relación con el Método de Descomposición Clásica, Método de Variables Categóricas o de Dummy, Método de Holt Winter y el Método de Tendencia Desechada.

En ese sentido, los resultados de las medidas de error calculadas fueron diferentes en las cuatro metodologías de pronóstico de demanda propuestas en la investigación, así como en los electrodomésticos presentaron desviación absoluta medias como muestra, por lo que se rechazó la hipótesis nula aceptando la hipótesis alterna, siendo esta, la aceptación de que existe diferencia entre los cuatro modelos de pronósticos de demanda en los electrodomésticos de la empresa Electrokarol E.I.R.L. del distrito de Ate, 2017.

El resultado se sustenta en los antecedentes presentados, aunque con ciertas diferencias por el contexto en el que se han desarrollado cada una, como es el caso de Mayta (2016), que consideró dos medidas de error, la Desviación Absoluta Media y el Error Porcentual Absoluto Medio, a diferencia del pronóstico realizado en Electro Karol, en el cual un solo método de pronósticos era el óptimo para los 3 productos analizados, en esta tesis se tiene dos métodos de pronósticos óptimos, los cuales son el Holt – Winters y suavización exponencial simple.

Esto se debe a que, tras ser métodos de suavización para series temporales de corto plazo, trabajar de mejor manera la variabilidad de los datos con respecto a métodos como la descomposición multiplicativa y promedios móviles, analizados también en esta tesis. Es preocupante observar que el Error Porcentual Absoluto Medio óptimo, para 3 de sus 4 productos sometidos a estudio, están muy cerca del 30%, lo cual representa una cifra muy alta de error para la estimación de su demanda y se infiere que sus resultados no son muy fiables. Es necesario recalcar también que Mayta considera 2 de los 3 errores que se está calculando para determinar los errores de Electro Karol.

Así mismo, tenemos a Peralta que consideró 3 medidas de error, el Error Porcentual Absoluto Medio, Desviación Media Absoluta y Error Cuadrático Medio. En esta tesis también son varios los métodos de pronósticos que son adecuados para cada tipo de producto,

como son la descomposición multiplicativa, Holt – Winters y suavización exponencial. En esta oportunidad, para 2 de los 4 productos, el método de descomposición es el óptimo, debido a que se realizan pronósticos de datos con una clara estacionalidad, la cual se puede ajustar gracias al cálculo de los IVE. Es alentador observar que los Error Absoluto Medio Porcentual por cada método elegido están muy cercanos a 10%, lo cual es evidencia de que los resultados de previsión son fiables. No obstante, Peralta consideró 2 de los 3 errores que se han calculado para determinar el menor margen de error para los electrodomésticos de Electro Karol.

También tenemos a Ariza (2013), que en su investigación consideró 3 intervalos de tiempo para pronosticar la demanda y por cada intervalo, un método de pronóstico a elegir. En el corto plazo, escogió Holt - Winters, el cual presenta un Error Absoluto Medio Porcentual demasiado alto (76.83%), lo cual indica que, a pesar de ser el modelo óptimo para ese periodo de tiempo, sus resultados no son de fiar. En el mediano plazo, escoge Holt – Winters, el cual presenta un Error Absoluto Medio Porcentual de 38.30%, cifra muy alta que no expresa fiabilidad en los resultados. Para el largo plazo, escoge Redes Neuronales, el cual presenta un R^2 ajustado muy cercano a 1 (0.9925), cifra que indica confiabilidad en los resultados. Solamente, para el largo plazo, sus medidas de error son confiables, por lo que se confirma que el método de redes neuronales es un método adecuado para series de tiempo de larga duración.

Otro de los autores que respalda lo desarrollado en el estudio comparativo, es Ponce (2015), quien en su investigación también consideró 3 intervalos de tiempo para pronosticar la demanda y por cada intervalo, un método de pronóstico a elegir. En el corto plazo, escoge Box Jenkins, el cual presenta un Error Absoluto Medio Porcentual muy bajo (3.67%), lo cual indica que los resultados de sus pronósticos son muy confiables. En el mediano plazo, escoge Holt – Winters, el cual presenta un Error Absoluto Medio Porcentual de 4.46%, cifra muy cercana a la primera, lo cual indica fiabilidad en los resultados. Para el largo plazo, escoge Redes Neuronales, el cual presenta un Error Absoluto Medio Porcentual de 4.12%, cifra que también indica confiabilidad en los resultados, por ser muy baja. Tanto para el corto, mediano y largo plazo, sus resultados son confiables, evidenciando que Redes Neuronales es un método que se aplica para series de tiempo largas, por lo que para Electro Karol no se aplicó, debido a que los datos históricos no sobrepasaban los 2 años y los pronósticos los 12 meses.

Sin embargo, para Corres (2014), en su investigación considera que el Box Jenkins,

a través del análisis de autorregresivo integrado de promedio móvil, es el mejor método para establecer su demanda. Hace hincapié en que este método se puede aplicar al corto plazo, no obstante, se necesita de una base histórica de datos no menor a los 5 años, por lo que esto evidencia la razón por la cual, para Electro Karol, no se aplicó este método, dado que los datos históricos no sobrepasan los 3 años. En esta tesis, se evalúa la demanda en 2 períodos de tiempo diferentes, a nivel mensual y trimestral. A nivel trimestral presenta un ERROR absoluto medio porcentual de 56.90%, el cual es muy alto. a nivel mensual, presenta un error absoluto medio porcentual de 25.6%, el cual es más bajo con respecto al anterior, pero, sin embargo, en líneas generales, sigue siendo muy alto. El valor de la tesis de Corres es mostrar que es mejor evaluar la demanda en períodos más descompuestos, ya sean semanas o meses, dado que, al evaluarlo de manera más comprimida, como en trimestres o semestres, hace que se pierda información valiosa y no se obtengan resultados adecuados, por lo que para Electro Karol se estableció un P igual a 12 periodos, es decir, 12 meses.

Por su parte, Galarreta (2015) en su investigación trabajó un modelo de regresión lineal para determinar la demanda como un método asociativo para poder calcularla. Considera como sus valores críticos al coeficiente de determinación ajustado, el cual es igual a 0.82, muy cercano a 1, también considera al valor crítico de F, el cual, a un nivel del 95% de confianza, debe ser menor a 0.05. Además, evalúa el coeficiente de Durbin Watson, el cual debe estar entre 0 a 4 y tiene un valor de 1.85, muy cercano a 2, lo cual indica un nivel alto de autocorrelación entre los resultados y los datos analizados. El valor de esta tesis radica en que evidencia que la regresión lineal se puede trabajar como un modelo asociativo para cálculos de pronósticos de demanda y que se puede desarrollar a través de los indicadores mostrados anteriormente, como el R^2 , Durbin Watson y valor crítico de F, los cuales fueron trabajados en cálculos de demanda para los productos de Electro Karol.

Finalmente, encontramos a Mendez (2013) quien consideró 2 escenarios. El primero, es el escenario en el que la empresa que analiza sigue recurriendo a sus métodos de pronósticos no especializados, tales como son los promedios móviles simples, los cuales no muestran ningún grado de complejidad y no trabajan adecuadamente la variabilidad de los datos. El segundo escenario, es en el que aplica un modelo de suavización exponencial para demostrar que es mucho mejor que el de los promedios móviles. El resultado es que, tras aplicar la suavización exponencial, el DESVIACIÓN ABSOLUTA MEDIA mejora en un 10%, ya que pasa de una cifra de error de 2572839 a 2309633. Esta tesis demuestra que, para mercados con un ambiente alto de variabilidad, es necesario aplicar métodos de pronósticos

más avanzados, los cuales permitan trabajar la variabilidad de los datos adecuadamente y no quedarse con métodos obsoletos para determinar algo muy importante como es el pronóstico de ventas de periodos futuros.

Con los resultados obtenidos y las evidencias de las referencias con similares resultados, podemos evidenciar y afirmar que existe diferencia entre los cuatro modelos de pronósticos de demanda en los electrodomésticos de la empresa Electrokarol E.I.R.L. del distrito de Ate, 2017. Siendo el de menor margen de error el método de tendencia deseada con 5.85 en el Error Cuadrático Medio, 2.04 en la Desviación Absoluta Media y 2% en el Error Porcentual Absoluto Medio. Lo que significa que la empresa investigada, podría confirmar en la aplicación de dicho método para el cálculo de pronóstico de la demanda en los otros productos de la tienda.

V. Conclusiones

De acuerdo con el análisis estadístico descriptivo e inferencial, se pudo concluir las siguientes proposiciones:

Primero. De acuerdo con los resultados de la estadística descriptiva entre los métodos de pronóstico de demanda, siendo estos el Método de Descomposición Clásica, Método de Variables Categóricas o de Dummy, Método de Holt Winter y el Método de Tendencia Desechada, se evidenció que existe diferencias en las mediciones de error para los electrodomésticos de la empresa Electrokarol. Lo que manifestó que el método con menor margen de error fue el de Tendencia Desechada, al presentar 5.85 en el Error Cuadrático Medio, 2.04 en la Desviación Absoluta Media y 2% en el Error Porcentual Absoluto Medio.

Respaldando la aplicación de este método en los otros productos en la empresa investigada, considerando como indicadores que el Durbin–Watson fuera cercano a 2, para asegurar que el modelo fuera óptimo; que la U de Theil entre 0 y 1, para asegurar el grado de exactitud en los resultados; que el Alfa estuviera cercano a 1, para asegurar el grado de significancia, que el Beta estuvieran cercano a 1, para validar el grado de volatilidad o riesgo, que el Gamma estuviera cercano a 1, para verificar el grado de fiabilidad y que el Phi estuviera cercano a 1, para verificar el grado de dependencia.

Segundo. Se evidenció que existe diferencia en el margen de error entre los cuatro modelos de pronósticos de demanda aplicados en el electrodoméstico “refrigeradora” de la empresa Electrokarol E.I.R.L. del distrito de Ate, 2017. Lo que también manifestó que el método con menor margen de error fue el de Tendencia Desechada, al presentar 4.56 en el Error Cuadrático Medio, 1.74 en la Desviación Absoluta Media y 2.34% en el Error Porcentual Absoluto Medio.

Respaldado en el resultado de los indicadores como el de Durbin–Watson con 1.77, lo que aseguró que el modelo fue óptimo; la U de Theil con 0.79, lo que mostró que existe mayor distribución entre los datos; el Alfa con 0.0048, lo que demostró que existe un leve grado de significancia, el Beta con 0.84, lo que demostró bajo grado de volatilidad o riesgo, el Gamma con 0.99, lo que demostró un alto grado de fiabilidad y el Phi con 0.99, lo que demostró un alto grado de dependencia.

Tercero. Se evidenció que existe diferencia en el margen de error entre los cuatro modelos

de pronósticos de demanda aplicados en el electrodoméstico “cocina” de la empresa Electrokarol E.I.R.L. del distrito de Ate, 2017. Lo que también manifestó que el método con menor margen de error fue el de Tendencia Desechada, al presentar 6.76 en el Error Cuadrático Medio, 2.36 en la Desviación Absoluta Media y 1.90% en el Error Porcentual Absoluto Medio.

Respaldado en el resultado de los indicadores como el de Durbin–Watson con 1.83, lo que aseguró que el modelo fue óptimo; la U de Theil con 0.66, lo que demostró que existe mediana distribución entre los datos; el Alfa con 0.91, lo que demostró que existe un alto grado de significancia, el Beta con 0.99, lo que demostró bajo grado de volatilidad o riesgo, el Gamma con 0.99, lo que demostró un alto grado de fiabilidad y el Phi con 0.1, lo que demostró un leve grado de dependencia.

Cuarto. Se evidenció que existe diferencia en el margen de error entre los cuatro modelos de pronósticos de demanda aplicados en el electrodoméstico “televisor” de la empresa Electrokarol E.I.R.L. del distrito de Ate, 2017. Lo que también manifestó que el método con menor margen de error fue el de Tendencia Desechada, al presentar 6.24 en el Error Cuadrático Medio, 2.02 en la Desviación Absoluta Media y 2.10% en el Error Porcentual Absoluto Medio.

Respaldado en el resultado de los indicadores como el de Durbin–Watson con 1.72, lo que aseguró que el modelo fue óptimo; la U de Theil con 0.46, lo que demostró que existe mediana distribución entre los datos; el Alfa con 0.03, lo que demostró que existe un leve grado de significancia, el Beta con 0.12, lo que demostró regular grado de volatilidad o riesgo, el Gamma con 0.99, lo que demostró un alto grado de fiabilidad y el Phi con 0.99, lo que demostró un alto grado de dependencia.

VI. Recomendaciones

Planteadas las conclusiones de las variables, se procede a plantear las recomendaciones propuestas, a partir del análisis cuantitativo:

Primero. En relación con los resultados del objetivo general sobre el modelo de pronóstico de la demanda con el menor margen de error en los electrodomésticos de la empresa Electrokarol E.I.R.L. del distrito de Ate, se recomienda al dueño del negocio utilizar el método de Tendencia Desechada, considerando como indicadores el Durbin–Watson, ya que dará seguridad sobre el modelo propuesto al acercarse a 2; la U de Theil entre 0 y 1, para asegurar el grado de exactitud de los resultados; el Alfa cercano a 1, para asegurar el grado de significancia, el Beta cercano a 1, para validar el grado de volatilidad o riesgo, el Gamma cercano a 1, para verificar el grado de fiabilidad y el Phi cercano a 1, para verificar el grado de dependencia.

Para lo cual, debería mejorar sus conocimientos en el manejo de herramientas como Excel o Crystalball para calcular el pronóstico de su demanda; ya que ello, le permitirá tomar mejores decisiones respecto a la compra de mercadería, almacenaje de inventarios y contratación de personal. En caso de no disponer de las competencias que se requiere, o de necesitarse la optimización de recursos en el menor tiempo posible, podría optar por un especialista externo para que lo oriente y asesore sobre cómo manejar adecuadamente el proceso.

Segundo. Debido a que Electrokarol es una PYME enfocada en la venta de electrodomésticos como las “refrigeradoras” y siendo este, uno de los más valorados por el cliente, también se recomienda la aplicación del método de Tendencia Desechada para proyectar su demanda, al presentar el menor margen de error en esta categoría.

Para lo cual, debe considerar indicadores como el Durbin–Watson, que según su histórico de venta resultó 1.77, lo que aseguró un modelo óptimo; para la U de Theil con 0.79, tiene que considerarse las ventas de los meses siguientes a fin de optimizar la predicción planteada; de igual forma para el Alfa con 0.0048, de manera que se optimice el grado de significancia, para el Beta con 0.84, se demostró un bajo grado de volatilidad o riesgo, para el Gamma con 0.99, se demostró un alto grado de fiabilidad y para el Phi con 0.99, se demostró un alto grado de dependencia.

Tercero. Debido a que el método de Tendencia Desechada también resultó con el menor

margen de error en la categoría de “cocinas”, como resultado de la investigación, se recomienda su aplicación para proyectar su demanda. Para lo cual, el dueño debe apoyarse en indicadores como el de Durbin–Watson con 1.83, lo que aseguró que un modelo óptimo; para la U de Theil con 0.66, tiene que considerar los meses siguientes a fin de optimizar la predicción planteada; para el Alfa con 0.91, se demostró un alto grado de significancia, para el Beta con 0.99, se demostró un bajo grado de volatilidad o riesgo, para el Gamma con 0.99, se demostró un alto grado de fiabilidad y para el Phi con 0.1, se tiene que considerar los meses siguientes para optimizar el grado de dependencia.

Cuarto. Se sugiere que para la categoría de “televisores” también se aplique el método de Tendencia Desechada para proyectar su demanda en el futuro; ya que presentó el menor margen de error como resultado de la investigación. Para lo cual, el dueño debe apoyarse en indicadores como el de Durbin–Watson con 1.72, lo que aseguró un modelo óptimo; para la U de Theil con 0.46, tiene que considerar la venta de meses futuros a fin de optimizar la predicción planteada; para el Alfa con 0.03, se demostró que existe un leve grado de significancia, para el Beta con 0.12, tiene que considerar la venta de meses futuros a fin de optimizar el grado de volatilidad o riesgo, para el Gamma con 0.99, se demostró un alto grado de fiabilidad y para el Phi con 0.99, se demostró un alto grado de dependencia.

Referencias

- Akpinar, M. & Yumusak, N. (2016) *Year Ahead Demand Forecast of City Natural Gas Using Seasonal Time Series Methods*, Volumen 9, 710 - 727. <https://www.mdpi.com/1996-1073/9/9/727>
- Ariza, A. (2013) Métodos utilizados para el pronóstico de demanda de energía eléctrica en sistemas de distribución. (Tesis de pregrado, Universidad Tecnológica de Pereira). (acceso el 4 de noviembre de 2014)
- Benavides, A (10 de julio de 2019). No planear y acumular están entre los 10 errores más comunes de las Pyme. La República. <https://www.larepublica.co/alta-gerencia/no-planear-y-acumular-estan-entre-los-10-errores-mas-comunes-de-las-pyme-que-les-impide-ser-productivas-en-colombia-2882838>
- Bernal, C. (2010). Metodología de la investigación administración, economía, humanidades y ciencias sociales. (3a ed.). Colombia: Editorial Pearson Educación.
- Betancourt, D. F. (07 de marzo de 2016). Medición del error en pronósticos de demanda. Ingenio Empresa: www.ingenioempresa.com/medicion-error-pronostico.
- Bowerman, B.; O'Connell, R. y Koehler, A. (2007) Pronósticos, series de tiempo y regresión. Un enfoque aplicativo (4.a ed.). México: Editorial Thomson.
- Burocracia, morosidad y financiación, los principales problemas de las pymes (28 de junio de 2019). Cinco Días. https://cincodias.elpais.com/cincodias/2019/06/27/pyme/1561633900_377098.html
- Carlos O. (19 de febrero de 2015). El muestreo: qué es y por qué funciona. Netquest. <https://www.netquest.com/blog/es/blog/es/muestreo-que-es-porque-funciona>
- Celina, D., Johannes, K. y Lemmer, A. (2020). *Power demand forecasting for demand-driven energy production with biogas plants*, volumen (161), 1871 – 1877. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0960148120316657>
- Chen et al. (2019). *Forecasting Seasonal Tourism Demand Using a Multiseries Structural Time Series Method*. *Journal of Travel Research*, volumen (58), 92–103. <https://doi.org/10.1177/0047287517737191>
- Contreras et al. (2016). *Análisis de series de tiempo en el pronóstico de la demanda de almacenamiento de productos perecederos*, Volumen (32), 387-396. <https://n9.cl/tg4cw>

- Corres, G; Passoni, L.; Zárate C. y Esteban A. (2014) Estudio comparativo de modelos de pronóstico de ventas. *Iberoamerican Journal of Industrial Engineering*, 6(11), 113-134.
- Cortés, Ch. (2020). *Predicción de múltiples series de tiempo univariadas a través de diversos modelos predictivos y meta-learning aplicado en la industria del retail*. [Tesis de pregrado, Universidad de Chile]. <http://repositorio.uchile.cl/handle/2250/177531>
- Dazhi, Y. & Zhang, A. (2019). *Impact of Information Sharing and Forecast Combination on Fast-Moving-Consumer-Goods Demand Forecast Accuracy, Volumen (8)*, 10 – 260. <https://www.mdpi.com/2078-2489/10/8/260>
- El pronóstico de ventas y la demanda en un emprendimiento (04 de marzo de 2019). IZA Business Centers [Entrada de blog]. <https://blog.izabc.com.mx/pronostico-de-ventas-y-demanda-emprendimiento>
- Eslava, J. (2015). *Pricing: Nuevas Estrategias de precios (4ta Ed.)*. Desviación absoluta mediaria, España: Esic Editorial.
- Galarreta J. (2015). Modelo de regresión lineal simple de la demanda de carne de cuy en la ciudad de Cajamarca, año 2014. (Tesis de pregrado, Universidad Privada del Norte). (acceso el 4 de noviembre de 2014).
- Goñi, N. (2008) *El Precio, variable clave en marketing*. México: Pearson Education.
- Hernández, O. y Romero, S. (s.f.) *Pronóstico de la demanda [Diapositivas]*. México: Instituto Tecnológico Autónomo de México.
- Hernández, R.; Fernández, C. y Baptista, M. (2010) *Metodología de la investigación*. (5a ed.). México: Editorial Mc Graw Hill.
- Fernández, J. (2014). *La empresa pendiente, cambio organizacional a través de las personas*. Buenos Aires, Argentina: Editorial Mirtha Bareiro.
- Hernández, R.; Fernández, C. y Baptista, P. (2010) *Metodología de la investigación*. (6a ed.). México: Editorial Mc Graw Hill.
- Herrera, M. (2009). *Técnicas de investigación fichas de registro [Diapositivas]*. México: Universidad Nacional Autónoma de México.
- Jay, H. y Barry, R. (2009) *Principios de administración de operaciones (7a ed.)* México: Editorial Pearson Educación.
- Kotler, P & Kevin L. Keller. *Dirección de marketing (10 Ed.)*. Pearson Educación: México.

- Kuck, M y Freitag, M. (2020). *Forecasting of customer demands for production planning by local k -nearest neighbor models*, volumen (231), 1 – 22. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S092552732030205X>
- Leclerc, D. (2020). *Desarrollo de un modelo de estimación de demanda de medicamentos para una empresa farmacéutica* [Tesis de pregrado, Universidad de Chile]. <http://repositorio.uchile.cl/handle/2250/177390>.
- Leonel, A. (2020). *Automated time series demand forecast for luxury fashion online retail company*. [Tesis de Maestría, Universidad de Nova]. <https://run.unl.pt/handle/10362/93779>.
- Mamani, B. (2020). *Modelo para la predicción de la demanda mensual de horas de maquinaria agrícola en la Municipalidad Distrital de Caracoto – 2020* [Tesis de pregrado, Universidad Nacional del Altiplano de Puno]. <http://tesis.unap.edu.pe/handle/UNAP/14177>.
- Marco, F. (s.f.) Coeficiente de variación [Mensaje en un Blog]. Recuperado de: <http://economipedia.com/definiciones/coeficiente-de-variacion.html>.
- Mardiana, S., Saragih, F., & Huseini, M. (2020). *Forecasting gasoline demand in Indonesia using time series*. *International Journal of Energy Economics and Policy*, 10(6), 132-145. <https://doi.org/10.32479/ijeep.9982>.
- Materials Science and Engineering (2016). *An Optimization of Inventory Demand Forecasting in University Healthcare Centre*. Estudios de Indonesia. Editorial IOP. <https://iopscience.iop.org/article/10.1088/1757-899X/166/1/012035/meta>.
- Materials Science and Engineering (2018). *Seasonal Time Series Forecasting using AUTORREGRESIVO INTEGRADO DE PROMEDIO MÓVIL and Holt Winter's Exponential Smoothing*. Estudios de Indonesia. Editorial IOP. <https://iopscience.iop.org/article/10.1088/1757-899X/407/1/012153/meta>
- Materials Science and Engineering (2019). *Forecasting Inflation Using Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average Method for Estimates Decent Living Costs*. Estudios de Indonesia. Editorial IOP. <https://iopscience.iop.org/article/10.1088/1757-899X/662/2/022062/meta>
- Mendez, G. y Lopez R. (abril / junio, 2014). Metodología para el pronóstico de la demanda en ambientes multiproducto y de alta variabilidad. *Revista Tecnura*, 18(49), 89-102
- Montserrat P. (2001) *Series temporales*. España, Barcelona: Universitat Politècnica de Catalunya.

- Niño, C. (2018). *Propuesta de mejora en el pronóstico de la demanda en la empresa Global Alimentos S.A.C.* (Tesis de pregrado, Universidad de Piura). Universidad de Piura. Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales. Programa Académico de Administración de Empresas. Piura, Perú.
- Oracle (s.f.) *Análisis y uso de resultados extraídos*. Recuperado de:
https://www.crystalballservices.com/Portals/0/CB_Material/CrystalBallUserGuides/es/Predictor%20Users%20Guide/frameset.htm?ch04s07s01.html
- Oracle (s.f.) *Oracle® Hyperion Planning Predictive Planning in Smart View User's Guide*. Recuperado de:
https://docs.oracle.com/cd/E57185_01/CBPPU/damped_trend_additive_seasonal_method.htm
- Peralta, R. (2017). *Evaluación de métodos de pronóstico de serie de tiempo para estimar la demanda de la línea de producto ajinomoto en la ciudad de Chiclayo – periodo 2014 – 2016.* (Tesis de pregrado, Universidad Católica Santo Toribio de Mogrovejo). (Acceso el 4 de noviembre de 2014)
- Ponce, J. (2015). *Comparación entre varios métodos de pronósticos basados en series de tiempo para predecir la demanda en placas digitales en empresas del sector gráfico quiteño desde el año 2009 hasta el año 2015.* (Tesis de maestría, Escuela politécnica Nacional). (Acceso el 4 de noviembre de 2014)
- Pradita, S.P., Ongkunaruk, P. y Leingpibul, T. (2020). *Utilizing an Intervention Forecasting Approach to Improve Reefer Container Demand Forecasting Accuracy: A Case Study in Indonesia.* International Journal of Technology. Volume 11(1), pp. 144-154.
<https://ijtech.eng.ui.ac.id/article/view/3220>
- Pymes y la economía peruana (19 de mayo de 2015). *LaRepública*. Recuperado de
<http://larepublica.pe/economia/189727-las-pymes-y-la-economia-peruana>
- Roque, S. (2003) *Introducción al análisis de datos experimentales*. Universidad Jaume. Recuperado de:
<https://books.google.com.pe/books?id=NLUVJTK7EIoC&pg=PA67&dq=ANALISI+S+DE+VARIANZA&hl=es&sa=X&ved=0ahUKEwj4p6f5gczXAhVLD5AKHTOdAK4Q6AEIKTAB#v=onepage&q=ANALISIS%20DE%20VARIANZA&f=false>
- Sanchez, A. (26 de setiembre del 2016). INEI: Estos son los cuatro problemas que limitan el crecimiento de las empresas. *Gestión*. Recuperado de:

<https://gestion.pe/economia/inei-son-cuatro-problemas-limitan-crecimiento-empresas-147918>

- Sanchez, R. y Gavira N. (2016). *Pronóstico de la demanda de visitantes internacionales: el caso de México, Volumen (2)*, 152-177. <https://n9.cl/e4tf>
- Sierra A. (s.f.) Pronóstico de la demanda [archivo PDF]. Recuperado de: <http://pronosticos-de-la-demanda.wikispaces.com/file/view/pronosticodelademanda.pdf>.
- Souza et al. (2017). *Application of the Holt Winters model for demand forecasting in additive seasonal series: a case study, Volumen (03)*, 164 - 168. <https://itegam-jetia.org/artigos/2017/6/23.pdf>
- Steenbergen (2020). *Forecasting demand profiles of new products, volumen (139)*, 1 – 15. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0167923620301561>
- Takashi et al. (2020). *Restaurants store management based on demand forecasting, volumen (88)*, 580 – 583. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2212827120304236>
- Tamber , A., & Oladejo, O. (2020). *Passengers' Traffic Forecast of the Nigeria Airports using the Holt-Winters Additive Model, volumen (02)*, 210-217. <https://doi.org/10.46912/napas.161>
- Teemu, B. (2017). *When is forecast accuracy important in the retail industry? Effect of key product parameters.* [Master's Thesis, Aalto University]. <https://aaltoodoc.aalto.fi/handle/123456789/25087>
- Yufune et al. (2020). *Developing demand forecasting model of remanufactured parts of mining machinery, volumen (90)*, 85 – 90. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2212827120302523>
- Yufune et al. (2020). *Demand forecasting in restaurants using machine learning and statistical análisis, volumen (79)*, 679 – 683. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2212827119301568>

Anexos

Anexo 1: Matriz de consistencia

Tabla 7

Matriz de Consistencia

TÍTULO	FORMULACIÓN DE PROBLEMA	OBJETIVO	HIPÓTESIS	OPERACIONALIZACION DE VARIABLES
Estudio comparativo de cuatro métodos para el pronóstico de demanda de electrodomésticos en la empresa Electrokarol E.I.R.L. del distrito de ate, 2017	PROBLEMA GENERAL	OBJETIVO GENERAL	HIPÓTESIS GENERAL	METODOS
	¿Existe diferencia en el margen de error entre los cuatro modelos de pronósticos de demanda en los electrodomésticos de la empresa Electrokarol E.I.R.L. del distrito de Ate, 2017?	Determinar el modelo de pronóstico de demanda con el menor margen de error en los electrodomésticos de la empresa Electrokarol E.I.R.L. del distrito de Ate, 2017	HA: Existe diferencia en el margen de error entre los cuatro modelos de pronósticos de demanda en los electrodomésticos de la empresa Electrokarol E.I.R.L. del distrito de Ate, 2017 HO: No existe diferencia en el margen de error entre los cuatro modelos de pronósticos de demanda en los electrodomésticos de la empresa Electrokarol E.I.R.L. del distrito de Ate, 2017	Método de Descomposición Clásica
	PROBLEMAS ESPECIFICOS	OBJETIVOS ESPECIFICOS	HIPÓTESIS ESPECÍFICAS	
	¿Existe diferencia en el margen de error entre los cuatro modelos de pronósticos de demanda en las refrigeradoras de la empresa Electrokarol E.I.R.L. del distrito de Ate, 2017?	Determinar el modelo de pronóstico de demanda con el menor margen de error en las refrigeradoras de la empresa Electrokarol E.I.R.L. del distrito de Ate, 2017	HA: Existe diferencia en el margen de error entre los cuatro modelos de pronósticos de demanda en las refrigeradoras de la empresa Electrokarol E.I.R.L. del distrito de Ate, 2017 HO: No existe diferencia en el margen de error entre los cuatro modelos de pronósticos de demanda en las refrigeradoras de la empresa Electrokarol E.I.R.L. del distrito de Ate, 2017	Método de Variables Categórica o de Dummy
	¿Existe diferencia en el margen de error entre los cuatro modelos de pronósticos de demanda en las cocinas de la empresa Electrokarol E.I.R.L. del distrito de Ate, 2017?	Determinar el modelo de pronóstico de demanda con el menor margen de error en las cocinas de la empresa Electrokarol E.I.R.L. del distrito de Ate, 2017	HA: Existe diferencia en el margen de error entre los cuatro modelos de pronósticos de demanda en las cocinas de la empresa Electrokarol E.I.R.L. del distrito de Ate, 2017 HO: No existe diferencia en el margen de error entre los cuatro modelos de pronósticos de demanda en las cocinas de la empresa Electrokarol E.I.R.L. del distrito de Ate, 2017	Método de Holt Winter
¿Existe diferencia en el margen de error entre los cuatro modelos de pronósticos de demanda en los televisores de la empresa Electrokarol E.I.R.L. del distrito de Ate, 2017?	Determinar el modelo de pronóstico de demanda con el menor margen de error en los televisores de la empresa Electrokarol E.I.R.L. del distrito de Ate, 2017	HA: Existe diferencia en el margen de error entre los cuatro modelos de pronósticos de demanda en los televisores de la empresa Electrokarol E.I.R.L. del distrito de Ate, 2017 HO: No existe diferencia en el margen de error entre los cuatro modelos de pronósticos de demanda en los televisores de la empresa Electrokarol E.I.R.L. del distrito de Ate, 2017	Método de Tendencia Desechada	
				INDICADORES
				Margen de error por producto (W) Índice estacional (IVE) Coeficiente de correlación Coeficiente de determinación ajustado (R ²) Valor crítico de F Probabilidad T Variable de intercepción de la ecuación de tendencia Variable independiente de la ecuación de tendencia
				Error de pronóstico (W) Índice estacional (IVE) Coeficiente de correlación de Pearson Coeficiente de determinación ajustado (R ²) Valor crítico de F Probabilidad T Variable de intercepción de la ecuación de tendencia Variable categórica Qi Variable independiente de tendencia (T)
				Alfa (α) Beta (β) Gama (γ) Coeficiente de Durbin Watson (DW) U de Theil
				Alfa (α) Beta (β) Gama (γ) Phi (φ) Coeficiente de Durbin Watson (DW) U de Theil

Anexo 2: Introducción (Sustentos Adicionales)

Continuando con los antecedentes a nivel internacional, se tiene a Ponce (2015), en su Tesis para optar el grado de Magister en Gerencia de Empresarial: “Comparación entre varios Métodos de pronósticos basados en series de tiempo para predecir la Demanda de Placas Digitales en empresas del sector gráfico Quiteño desde el año 2009 hasta el año 2015. Escuela Politécnico Nacional. Quito, Ecuador”. El autor trabajó con una población basada en las ventas de placas digitales en empresas del sector gráfico en Quito-Ecuador, tomándose como muestra significativa las ventas de alguna de ellas del año 2009 hasta el año 2012. Por otro lado, para la recolección de datos se utilizó como técnica el análisis observacional. Desarrollándose una investigación de tipo aplicada, de nivel descriptivo con diseño no experimental, que le permitió llegar a la siguiente conclusión: el parámetro que se utilizó para determinar cuál de los métodos propuestos era el más ideal para pronosticar la demanda placas digitales fue el de error porcentual absoluto medio (error absoluto medio porcentual), siendo un error absoluto medio porcentual de 4.46% para el método Holt Winter, 3.67% para el método Box Jenkins y 4.12% para el método de redes neuronales, siendo el mejor método el de Box Jenkin al obtener el error porcentual absoluto medio (error absoluto medio porcentual). Investigación que respalda el uso del error porcentual absoluto medio como medida de error.

Asimismo, Contreras *et al.* (2016), en su artículo científico titulado: “Análisis de series de tiempo en el pronóstico de la demanda de almacenamiento de productos perecederos. Universidad de ICESI – Colombia”. El objetivo fue respaldar la importancia que tienen los pronósticos para la toma de decisiones en diversas áreas y la planeación de actividades en empresas de almacenamiento de movilidad y productos perecederos. Minimizando la incertidumbre en las operaciones con una planeación más detallada de los procesos. Para el estudio, se utilizó 4 técnicas de pronósticos basados en el análisis de datos de series de tiempo, siendo la técnica de promedios móviles ponderados, la de menor error. Como resultado se pudo estimar el volumen de almacenamiento para prever los requerimientos de instalaciones adicionales, de personal y de materiales necesarios para la movilidad de los productos, de manera más eficiencia y confiable. Investigación que da soporte en el uso de métodos basados series de tiempo para pronosticar la demanda en un establecimiento.

Sanchez y Gavira (2016), en su artículo científico titulado:” Pronóstico de la demanda de visitantes internacionales: el caso de México. Revista de Investigación en

Ciencias Contables y Administrativas. Universidad Michoacana de San Nicolás de Hidalgo – México. Tuvo como objetivo, identificar el modelo de pronóstico de demanda más eficiente del total de visitantes internacionales a México. Para seleccionar el método más eficiente, se utilizó como criterio el Error de Escala Absoluta de Media, siendo la técnica de pronósticos jerárquica “de abajo hacia arriba autorregresivo integrado de promedio móvil” la de menor error. No obstante, no se puede afirmar que, como tipo de método, los no jerárquicos como la Tendencia Desechada, sea más eficiente, ya que el beneficio se dio en términos de la disminución de la media del Error de Escala Absoluta de Media, basado en la inercia propia de cada categoría y subcategoría. Lo cual nos indica que los métodos de pronóstico pueden variar dependiendo del grupo de estudio y el contexto donde se realice la investigación.

Por su parte, Cortés (2020), en su tesis: “Predicción de múltiples series de tiempo univariadas a través de diversos modelos predictivos y meta-learning aplicado en la industria del retail. Universidad de Chile - Chile. Aborda un problema de predicción de pronóstico de la demanda de productos, en la industria supermercadista usando avances metodológicos recientes, partiendo de series de tiempo extraídas desde un retail nacional. Comparando un total de 7 modelos predictivos, a fin de elegir la más eficiente y así disminuir los costos asociados a dos grandes problemas, la subestimación de la demanda y por ende un costo por sobre stock en la bodega local por almacenaje y espacio. Concluyendo que la metodología idónea para la empresa estudiada es el ensamble construido entre el modelo Holt Winter el modelo de espacio de estado de suavizado exponencial. Ello respalda la utilización del modelo Holt Winter en la presente investigación, en donde ocupó el segundo lugar respecto al margen de error.

Por otro lado, el autor Leclerc (2020), en su tesis: “Desarrollo de un modelo de estimación de demanda de medicamentos para una empresa farmacéutica. Universidad de Chile – Chile. Quien tuvo como objetivo desarrollar un modelo de estimación de demanda mensual de los medicamentos de la empresa en estudio, a nivel de SKU y para los diferentes canales de venta, con el fin de satisfacer a sus clientes y controlar grandes variaciones de stock. Para el estudio, se trabajó con estimaciones de demanda basadas en series de tiempo de producto, basado en el criterio de menor distancia media cuadrática mínima y menos desvío entre la demanda real y pronosticada. Se obtuvo como resultado un 78% de cumplimiento de pronóstico respecto frente a un promedio histórico de 62% de cumplimiento. En este caso, contamos con un sustento adicional sobre la importancia de

aplicar métodos de pronóstico de demanda basados en series de tiempo.

En contraparte, tenemos a Mardiana, Saragih, y Huseini, M. (2020), en su artículo científico titulado: “Pronóstico de la demanda de gasolina en Indonesia usando series de tiempo. Revista Internacional de Economía y Política Energética - EE.UU. El objetivo del estudio fue pronosticar la demanda total de gasolina, para lo cual se compararon el modelo aditivo de Holt-Winters y los modelos autorregresivos integrado de promedio móvil para datos de series de tiempo. El resultado fue que el modelo aditivo de Holt Winters es más preciso que el autorregresivo integrado de promedio móvil, ya que tiene un error absoluto medio porcentual y una distancia media cuadrática mínima más bajos. Respaldando la propuesta de uso del método de pronóstico Holt Winters al igual que la medida de Error Absoluto Medio Porcentual.

Luego Pradita, Ongkunaruk y Leingpibul (2020), en su artículo científico titulado: “Utilizando un enfoque de pronóstico de intervención para mejorar la precisión del pronóstico de la demanda de contenedores refrigerados: un estudio de caso en Indonesia. Revista Internacional de Tecnología - EE.UU ”. Este estudio tuvo como objetivo mejorar la precisión del pronóstico de la demanda de contenedores refrigerados mediante la introducción de un enfoque de pronóstico intervencionista, en una empresa de logística independiente en Indonesia. Los resultados revelaron que el error porcentual promedio (Error Absoluto Medio Porcentual) del método propuesto es menor que el del método de pronóstico tradicional cuando no hubo intervención, en un 42,39%. El mejor método de pronóstico es el de series de tiempo como el aditivo estacional e incluso el aditivo de Holt-Winter. Investigación que al igual que la anterior, dio soporte sobre el uso de del método de pronóstico Holt Winters al igual que la medida de Error Absoluto Medio Porcentual.

Por otro lado, Leonel (2020), en su tesis titulado: “Pronóstico automatizado de la demanda de series de tiempo para la empresa minorista en línea de moda de lujo. Universidad Nova de Lisboa-EUA”. Quien propuso como objetivo crear un proceso de pronóstico automático y escalable para garantizar la experiencia del cliente y la rentabilidad de la asociación. La propuesta tuvo como resultado hasta un 90% en el pronóstico de la demanda para temporada de no venta, y 84% para periodos de temporada de venta, aumentando la cobertura de socios de 20% a 100%. Siendo el método de descomposición de series de tiempo la que permitió una manera fácil de interpretar la recomendación de pronóstico. Lo demuestra la importancia de métodos basados en series de tiempos para la proyección de demanda.

Asimismo, tenemos a Akpinar y Yumusak (2016), en su artículo científico: “Pronóstico de la demanda anual de gas natural en la ciudad utilizando métodos de series de tiempo estacionales. Revista Instituto Multidisciplinario de Publicaciones Digitales - Suiza”. Planteó como objetivo minimizar más o menos tracciones de gas en el consumo a medio plazo y, al mismo tiempo, mejorar la precisión del pronóstico de la demanda. Los resultados del pronóstico confirmaron que a medida que aumenta la complejidad de cálculo del modelo, la precisión del pronóstico aumenta con menores tasas de error. Si no se utiliza una herramienta de software estadístico, la descomposición de series de tiempo, el método más primitivo o el suavizado exponencial de Winters que requiere poco conocimiento matemático para el pronóstico de la demanda de gas natural se puede utilizar con un software de hoja de cálculo. Una herramienta de software estadístico que contenga Autorregresivo integrado de promedio móvil obtendrá los mejores resultados. En este caso, esta investigación respaldó el uso de un software estadístico para precisar los resultados, como lo fue el Crystal Ball en el presente estudio.

Celina, Johannes y Lemmer (2020), en su artículo científico: “Previsión de la demanda de energía para la producción de energía impulsada por la demanda con plantas de biogás. Revista ScienceDirect - Países Bajos”. Tuvo como objetivo evaluar un modelo de pronóstico adecuado que permita generar un calendario prospectivo para la producción de energía orientada a la demanda por plantas de biogás. Las previsiones de 48 h resultantes de la demanda de energía de un "laboratorio del mundo real" demostraron que los modelos seleccionados logran resultados comparativamente buenos con un error porcentual absoluto medio (error absoluto medio porcentual) entre 13 y 16%. Los cuales se basaron en dos enfoques principales: Primero en Promedio móvil integrado auto-regresivo, y segundo Estacionalidad trigonométrica Transformación Box-Cox Errores Autorregresivo integrado de promedio móvil Tendencia y estacional (modelo de espacio de estado de suavizado exponencial). Lo cual da como sustento el uso de la medida de error porcentual absoluto medio.

Chen et al. (2019), en su artículo científico: “Pronóstico de la demanda de turismo estacional utilizando un método de series temporales estructurales multiserias. Revista de investigación de viajes - Australia”. Planteó como objetivo proponer un método de series temporales estructurales multiserias basado en una técnica novedosa de reapilado de datos como un enfoque alternativo a la previsión de la demanda turística estacional. Dando como resultado la evidencia empírica de los pronósticos de la demanda del turismo receptor de

Hong Kong muestra que el enfoque recientemente propuesto mejora la precisión del pronóstico, en comparación con los modelos univariados tradicionales.

El cual se pudo tomar como referencia y soporte en el uso de pronósticos matemáticos de demanda, al igual que las siguientes investigaciones:

Dazhi, y Zhang (2019), en su artículo científico: “Impact of Information Sharing and Forecast Combination on Fast-Moving-Consumer-Goods Demand Forecast Accuracy. Revista Instituto Multidisciplinario de Publicaciones Digitales - Suiza”. Quien tuvo como parte de su objetivo investigar los beneficios de compartir información sobre pronósticos en una cadena de suministro. Dando como resultado que combinar pronósticos es menos riesgoso que “apostar” en cualquier modelo de componentes.

Kuck y Freitag (2020), en su artículo científico: “Previsión de las demandas de los clientes para la planificación de la producción mediante modelos locales de vecinos más cercanos. Revista ScienceDirect - Países Bajos”. Quien planteó como objetivo evaluar el desempeño de pronóstico de modelos de vecinos más cercanos. Concluyendo que se obtienen los mejores resultados entre todos los métodos aplicados en cuanto a series de tiempo corto.

Materials Science and Engineering (2016), en su artículo científico: “Una optimización de la previsión de la demanda de inventario en el centro sanitario universitario. Revista IOPscience - USA”. Quien propuso como objetivo optimizar la demanda de inventario general a través de técnicas de pronóstico. En el estudio de caso se utilizó un modelo de pronóstico cuantitativo o de pronóstico de series de tiempo para pronosticar datos futuros en función de los datos pasados. La medición dio como resultado que la mejor técnica de pronóstico es el análisis de regresión.

Materials Science and Engineering (2018), en su artículo científico: “Pronóstico de series de tiempo estacionales utilizando autorregresivo integrado de promedio móvil y el suavizado exponencial de holt winter. revista iopscience - usa”. Quien planteó como objetivo comparar los métodos de suavizado exponencial de autorregresivo integrado de promedio móvil y holt-winter en un intento de generar pronósticos de transacciones de clientes en la tienda x con alta precisión. según el resultado de la comparación, el mejor modelo con el menor valor de desviación absoluta media es el modelo autorregresivo integrado de promedio móvil (1,1,0) (0,1,0) 12 con el valor de desviación absoluta media 5.592.

Materials Science and Engineering (2019), en su artículo científico: “Pronóstico de la inflación utilizando el método de promedio móvil integrado autorregresivo estacional para

estimar los costos de vida decentes. Revista IOPscience - USA”. Quien propuso como objetivo pronosticar los datos de inflación. Basado en la comparación del modelo general autorregresivo integrado de promedio móvil y con un valor de desviación absoluta media, error cuadrático medio y error absoluto medio porcentual más pequeño, muestra que los resultados de pronosticar el método autorregresivo integrado de promedio móvil sobre valores de inflación son muy factibles y precisos.

Souza et al. (2017), en su artículo científico: “Aplicación del modelo de Holt Winters para el pronóstico de la demanda en series estacionales aditivas: un estudio de caso. Revista de ingeniería y tecnología para aplicaciones industriales - Brasil”. Quien planteó como objetivo analizar la previsión de demanda en una empresa del sector agrícola, más concretamente de la fruticultura, ubicada en la ciudad de Petrolina - PE, utilizando el Holt – Winters Modelo aditivo. El cual dio como resultado que el modelo de Holt-Winters (aditivo) demostró ser adecuado para ser implementado como herramienta de apoyo a la toma de decisiones en la producción local, a fin de satisfacer las necesidades y características del comportamiento de la demanda de uva.

Steenbergen (2020), en su artículo científico: “Previsión de perfiles de demanda de nuevos productos. Revista ScienceDirect - Países Bajos”. Quien tuvo como objetivo proponer un enfoque para el pronóstico y la gestión de inventario utilizando conjuntos de datos del mundo real de varias empresas, DemandForest. Resultó en ahorros potenciales de inventario de alrededor del 15%, dependiendo de los tiempos de entrega y los niveles de servicio.

Takashi et al. (2020), en su artículo científico: “Gestión de tiendas de restaurantes basada en previsión de demanda. Revista ScienceDirect - Países Bajos”. Quien tuvo como objetivo proponer la gestión de las tiendas de los restaurantes basada en la previsión de la demanda. Comparación del método de pedido de inventario El índice de ajuste para el monto del pedido del cliente al día siguiente es del 48% al 60% en el método de pronóstico y del 24% al 50% en el método real, y el índice de ajuste fue mayor en el método de pronóstico.

Tamber y Oladejo (2020), en su artículo científico: “Pronóstico del tráfico de pasajeros de los aeropuertos de Nigeria utilizando el modelo aditivo de Holt-Winters, Revista Anales Nigerianos de las Ciencias Puras y Aplicadas (NAPAS)-USA”. Quien propuso como objetivo determinar el método de pronóstico de tráfico de pasajeros de los aeropuertos con el menor margen de error. Resultando que el modelo idóneo es el Holt-Winters Aditivo

Teemu (2017). En su artículo científico: “¿Cuándo es importante la precisión del pronóstico en la industria minorista? Efecto de los parámetros clave del producto. Revista Aalto University - Finlandia”. Quien tuvo como objetivo identificar las situaciones en las que la precisión del pronóstico es importante y aquellas en las que no lo es. Los resultados de este estudio sugieren principios claros para priorizar las ubicaciones de los productos y cuantificar la cantidad de stock adicional que se necesita para compensar los errores de pronóstico. Los resultados también revelan el impacto de diferentes parámetros de ubicación de productos en la importancia comercial de la precisión del pronóstico. El volumen de ventas de la ubicación de un producto resultó ser el parámetro más importante, aunque el tamaño relativo del lote también tuvo cierta importancia. Con base en los resultados de esta tesis, los minoristas deberían considerar enfocar sus esfuerzos en mejorar la precisión del pronóstico de los productos de mayor venta y, en cierta medida, en productos con lotes pequeños. El tiempo promedio de entrega merece un examen más detenido solo en casos con errores de pronóstico sistemáticos. Las ventas relativas de STD resultaron tan marginales que los gerentes minoristas podrían considerar ignorarlas.

Yufune et al. (2020), en su artículo científico: “Desarrollo del modelo de previsión de la demanda de piezas remanufacturadas de maquinaria minera. Revista ScienceDirect - Paises Bajos”. Quien tuvo como objetivo proponer un modelo de pronóstico de demanda considerando el reemplazo como evento de probabilidad. Los resultados muestran que, aunque existen brechas entre los valores simulados y reales, la simulación logró reproducir tendencias aproximada de desviación absoluta media de la demanda. Resolver estas brechas aumentará la precisión del pronóstico de demanda.

Yufune et al. (2020), en su artículo científico: “Previsión de demanda en restaurantes mediante aprendizaje automático y análisis estadístico. Revista ScienceDirect - Paises Bajos”. Quien tuvo como objetivo propone la previsión de la demanda en restaurantes mediante aprendizaje automático. Para lo cual se trabajó con los métodos de Regresión lineal bayesiana, árbol de decisión impulsado regresión, regresión de bosque de decisiones y método por pasos como método de previsión de la demanda. Obtuvimos la evaluación de que este método es prácticamente aplicable desde el restaurante R. En el futuro, planeamos mejorar la precisión del pronóstico y la investigación sobre la eficiencia de gestión de la tienda, como pedidos automatizados de materiales alimentarios y arreglo de trabajo de los empleados basado en los resultados de la previsión.

Anexo 3: Instrumentos

Tabla 8

Ficha de Registro de la Variable Pronóstico de la Demanda

FICHA DE REGISTRO DE LA VARIABLE PRONÓSTICO DE LA DEMANDA					
VARIABLE	METODOS	INDICADORES	ESCALA	REGISTRO	
PRONÓSTICO DE LA DEMANDA	METODO DE DESCOMPOSICION CLASICA	Margen de error por producto (W)	$0 \leq W \leq \infty$		
		Índice estacional (IVE)	$0 \leq IVE \leq 1$		
		Coefficiente de correlación	$-1 \leq R \leq 1$		
		Coefficiente de determinación ajustado (R ²)	$0 \leq R^2 \leq 1$		
		Valor crítico de F	$0 \leq F \leq 1$; OPTIMO: $F \leq 0.05$		
		Probabilidad T	$0 \leq T \leq 1$; OPTIMO: $T \leq 0.05$		
		Variable de intercepción de la ecuación de tendencia	a		
		Variable independiente de la ecuación de tendencia	x1		
		METODO DE VARIABLES CATEGORICA O DE DUMMY	Error de pronóstico (W)	$0 \leq W \leq \infty$	
			Índice estacional (IVE)	$0 \leq IVE \leq 1$	
			Coefficiente de correlación de Pearson	$-1 \leq R \leq 1$	
			Coefficiente de determinación ajustado (R ²)	$0 \leq R^2 \leq 1$	
	Valor crítico de F		$0 \leq F \leq 1$; OPTIMO: $F \leq 0.05$		
	Probabilidad T		$0 \leq T \leq 1$; OPTIMO: $T \leq 0.05$		
		Variable de intercepción de la ecuación de tendencia	a		
		Variable categórica Qi	i = p - 1 ; p=número de periodos		
		Variable independiente de tendencia (T)	$-\infty \leq T \leq \infty$		
	METODOS DE HOLT WINTER	Alfa (α)	$0 \leq \alpha \leq 1$		
		Beta (β)	$0 \leq \beta \leq 1$		
		Gama (γ)	$0 \leq \gamma \leq 1$		
		Coefficiente de Durbin Watson (DW)	$0 \leq DW \leq 4$; OPTIMO CERCANO A 2		
		U de Theil	U>0 : VALOR IDEAL U<1		
	METODO DE TENDENCIA DESECHADA	Alfa (α)	$0 \leq \alpha \leq 1$		
		Beta (β)	$0 \leq \beta \leq 1$		
		Gama (γ)	$0 \leq \gamma \leq 1$		
		Phi (φ)	$0 \leq \phi \leq 1$		
		Coefficiente de Durbin Watson (DW)	$0 \leq DW \leq 4$; OPTIMO CERCANO A 2		
		U de Theil	U>0 : VALOR IDEAL U<1		

Anexo 4: Detalle de Confiabilidad de los ítems del Instrumento

Tabla 9

Detalle de Confiabilidad de los ítems del Instrumento

N°	Mes	Cantidad Vendida por Producto								
		Refrigeradora			Cocina			Televisor		
1	Enero	2	6	10	3	9	14	2	5	8
2	Febrero	1	3	5	3	8	13	2	4	6
3	Marzo	2	5	8	2	6	9	1	2	3
4	Abril	2	4	6	2	6	9	2	4	6
5	Mayo	1	3	4	4	11	18	2	4	6
6	Junio	1	2	2	2	6	9	2	5	7
7	Julio	1	3	4	4	11	17	3	8	12
8	Agosto	2	5	7	3	7	11	3	9	14
9	Setiembre	4	3		1	2		5	5	
10	Octubre	1	1		2	3		1	4	
11	Noviembre	2	1		10	11		1	2	
12	Diciembre	4	4		4	9		6	9	
		Coefficiente de Variación en Refrigeradoras			Coefficiente de Variación para en Cocinas			Coefficiente de Variación en Televisores		
		66%			64%			67%		

Anexo 5: Sustento de los Resultados

Como parte de la descripción de los resultados de la variable “Pronóstico de la demanda” respecto a la Estadística Descriptiva de la investigación, los resultados se obtuvieron de la aplicación de los cuatro modelos de pronóstico de demanda propuestos para cada uno de los tres productos más vendidos, los cuales fueron el Modelo de Descomposición Clásica, el de Variables Categóricas, el de Holt – Winters y el de Tendencia Desechada, que se desarrollaron de la siguiente manera.

En cuanto al Modelo de Descomposición Clásica, este fue aplicado en un primer momento a las Refrigeradoras, considerando como primer indicador, el Índice de Variación Estacional por periodo que, en suma, deben ser equivalente a “1” para garantizar un correcto cálculo de dicho método. Su cálculo es importante, ya que, con ellos, es posible desestacionalizar la serie cronológica. Los IVE por mes para refrigeradoras son los siguientes:

Tabla 10

Índice de variación estacional del Método Descomposición Clásica para refrigeradoras.

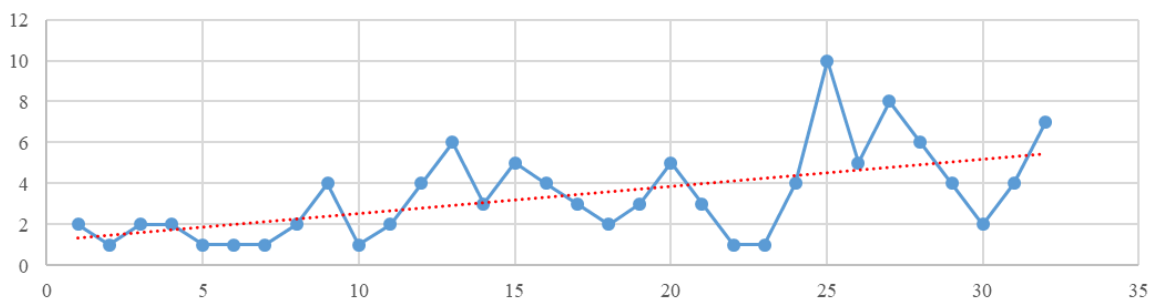
Índice de Variación Estacional	
Mes	IVE
Enero	0.13
Febrero	0.06
Marzo	0.11
Abril	0.10
Mayo	0.06
Junio	0.05
Julio	0.06
Agosto	0.11
Setiembre	0.11
Octubre	0.03
Noviembre	0.05
Diciembre	0.13
Total	1.00

Interpretación

Como se puede observar, la suma de los IVE por período es igual a 1, lo cual demostró que el cálculo de los Índices Estacionales es el correcto. Así mismo, también es importante visualizar la evolución de la tendencia antes y después de quitarle a la serie cronológica, el componente de estacionalidad.

Figura 1

Gráfico de línea de la Serie cronológica estacionalizada para la demanda de refrigeradora en la Empresa Electrokarol E.I.R.L. del distrito de Ate (2015-2017).

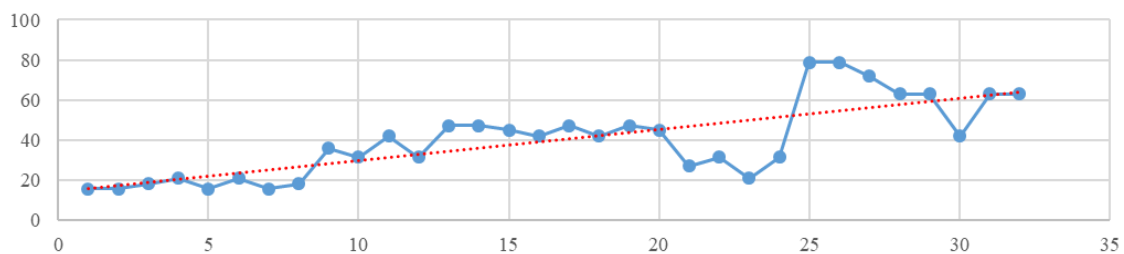


Interpretación

Se puede ver cómo la recta de la tendencia no sigue el comportamiento de la serie cronológica, ya que hay varios picos en la demanda que no se está considerando. Obsérvese ahora la serie cronológica desestacionalizada:

Figura 2

Gráfico de línea de la serie cronológica sin estacionalización para la demanda de refrigeradora en la empresa Electrokarol E.I.R.L. Del distrito de ate (2015-2017).



Interpretación

El cambio es notorio, al observarse la tendencia de esta nueva serie cronológica ajustada, ya que ahora sigue en mayor medida el comportamiento de la demanda histórica que la misma

serie cronológica, pero con componente estacional. Nótese cómo la tendencia se aproxima con mayor exactitud a los picos de la demanda histórica.

Lo siguiente es analizar la regresión lineal de la nueva serie desestacionalizada, gracias a la herramienta de Excel, que permitió hacer la corrida de los datos desestacionalizados, obteniéndose el siguiente cuadro de regresión:

Tabla 11

Estadística de la regresión en el método de descomposición clásica para refrigeradoras

Estadísticas de la regresión	
Coefficiente de correlación múltiple	0.58
Coefficiente de determinación R^2	0.34
R^2 ajustado	0.31
Error típico	10.14
Observaciones	32.00

Interpretación

El *coeficiente de correlación*, tal y como se puede apreciar en la tabla 3, es *igual a 0.581268*, el cual resultó entre el rango de -1 y 1, y es diferente de 0, por lo que se pudo inferir que los datos de la nueva serie desestacionalizada tienen un alto grado de correlación. Por otro lado, el *R^2 ajustado es igual a 0.30777578* y es mayor a 0, lo cual indica que, a pesar de no estar muy cerca de 1, el modelo es significativo, ya que este resultado es positivo y se le puede considerar para cálculos futuros de pronósticos.

Con lo que respecta al análisis de varianza, el cual es utilizado para determinar la variabilidad entre los datos de la nueva serie desestacionalizada y la probabilidad de que las variables de la ecuación de demanda no sean significativas, se obtuvieron los siguientes resultados, gracias a la herramienta de Excel:

Tabla 12

Análisis de varianza en el método de descomposición clásica

ANÁLISIS DE VARIANZA					
	Grados de libertad	Suma de cuadrados	Promedio de los cuadrados	F	Valor crítico de F
Regresión	1	1,154	1,154	11	0.0029
Residuos	22	2,261	103		
Total	23	3,416			

	Coef	Error típico	Estad. t	Probabilidad (<0.05)	Inferior 95%	Superior 95%	Inferior 95%	Superior 95%
Intercepción	18.98	4.27	4.44	0.0002	1012%	2784%	1012%	2784%
Variable X1	1.00	0.30	3.35	0.0029	38%	162%	38%	162%

Interpretación

Tras haber trabajado a un nivel de confianza del 95% y un nivel de error del 5%, el valor crítico de $F = 0.2892859\%$, menor al 5%, por lo que el modelo es significativo. También, tanto para el coeficiente de intercepción como para la variable X1, la probabilidad T es menor al 5%, ya que tienen como **probabilidad** a **0.00204698%** y a **0.002892859%** respectivamente, lo cual reafirma la significancia del modelo estudiado. Así, tenemos que la ecuación para hallar los pronósticos de demanda es el siguiente: $Y = 18.97826087 + 1.00173913 x T$, donde: “Y” es igual a la demanda pronosticada, y “T” es el número de período que se quiere pronosticar.

Con ello, se obtuvieron los siguientes pronósticos para cada mes tal y como se podrá ver en la siguiente Tabla N°13, además de sus respectivos errores, según el método de descomposición multiplicativa:

Tabla 13

Pronóstico y error en el Método de descomposición clásica de la demanda para refrigeradoras (2015 - 2018)

Año	Mes	Pronóstico de Ventas	Error
2015	Enero	2.54	0.54
	Febrero	1.33	0.33
	Marzo	2.44	0.44
	Abril	2.19	0.19
	Mayo	1.52	0.52
	Junio	1.19	0.19
	Julio	1.65	0.65
	Agosto	3.00	1.00
	Setiembre	3.11	-0.89
	Octubre	0.92	-0.08
	Noviembre	1.43	-0.57

	Diciembre	3.94	-0.06
2016	Enero	4.06	-1.94
	Febrero	2.10	-0.90
	Marzo	3.78	-1.22
	Abril	3.33	-0.67
	Mayo	2.29	-0.71
	Junio	1.76	-0.24
	Julio	2.41	-0.59
	Agosto	4.33	-0.67
	Setiembre	4.45	1.45
	Octubre	1.30	0.30
	Noviembre	2.00	1.00
	Diciembre	5.46	1.46
2017	Enero	7.60	-2.40
	Febrero	2.86	-2.14
	Marzo	5.11	-2.89
	Abril	4.48	-1.52
	Mayo	3.05	-0.95
	Junio	2.33	0.33
	Julio	3.18	-0.82
	Agosto	5.67	-1.33
	Setiembre	5.78	
	Octubre	1.68	
	Noviembre	2.57	
	Diciembre	6.99	
2018	Enero	7.12	
	Febrero	3.62	
	Marzo	6.45	
	Abril	5.62	
	Mayo	3.81	
	Junio	2.91	
	Julio	3.94	
	Agosto	7.01	

Setiembre	7.12
Octubre	2.07
Noviembre	3.15
Diciembre	8.52

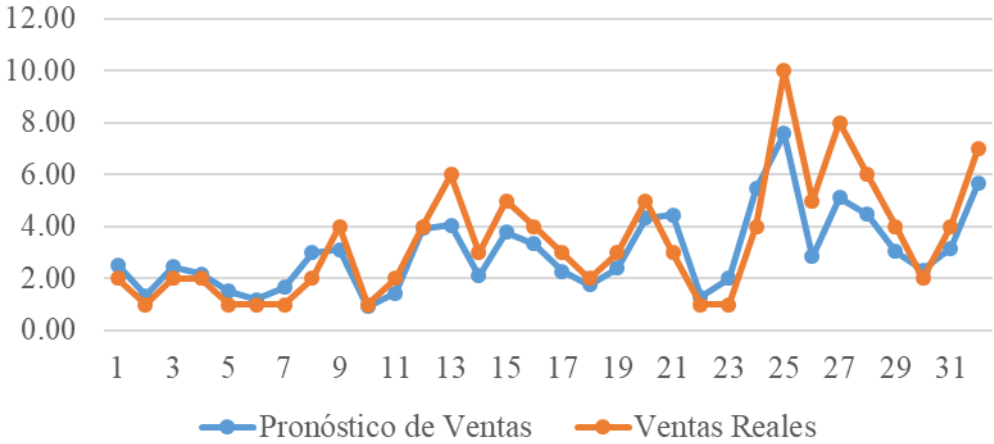
Interpretación

Si se desea comprobar, de manera gráfica, la efectividad y la significancia de este método para estimar la demanda con lo que respecta a refrigeradoras, se debe de comparar la serie cronológica original y la serie cronológica pronosticada, la cual es producto de la ecuación calculada anteriormente.

En la siguiente figura, se podrá observar el comportamiento de ambas series cronológicas y el alejamiento entre sus picos y valles.

Figura 3

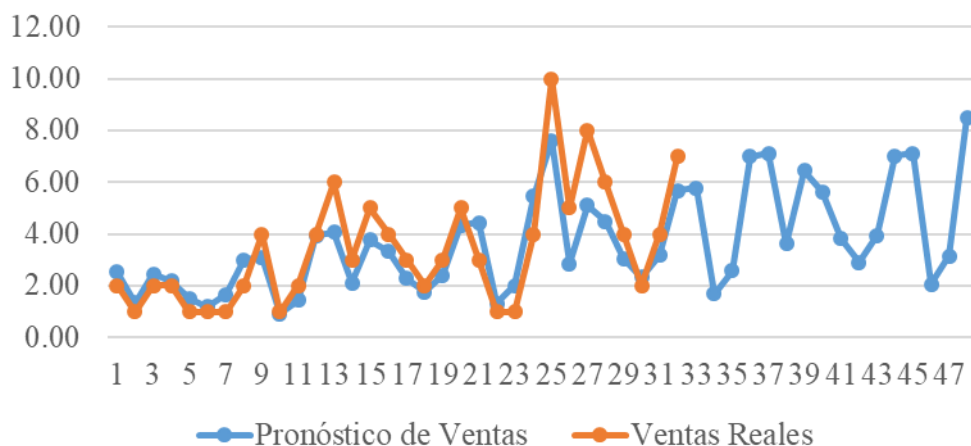
Demanda pronosticada vs demanda real de refrigeradora con el Método Descomposición Clásica (enero 2015 – agosto 2017)



En la figura 3, se puede observar que la demanda pronosticada sigue el mismo comportamiento que la demanda histórica de enero de 2015 a agosto de 2017, lo cual corrobora gráficamente la significancia del modelo. Por ello, la demanda pronosticada para septiembre de 2017 a diciembre de 2018 también seguirá el mismo comportamiento que la serie cronológica original, tal y como se puede ver en la siguiente figura:

Figura 4

Demanda Pronosticada de Refrigeradora con el método descomposición clásica (septiembre 2017– diciembre 2018)



Descomposición Clásica para Cocina

Como con las refrigeradoras, el primer indicador que debe de tenerse en cuenta para garantizar un correcto cálculo de este método son los IVE por período, los cuales, en suma, deben ser iguales a 1. Su cálculo es importante, ya que, con ellos, es posible desestacionalizar la serie cronológica. Los IVE por mes para cocina son los siguientes:

Tabla 14

Índice de variación estacional del método descomposición clásica para cocinas.

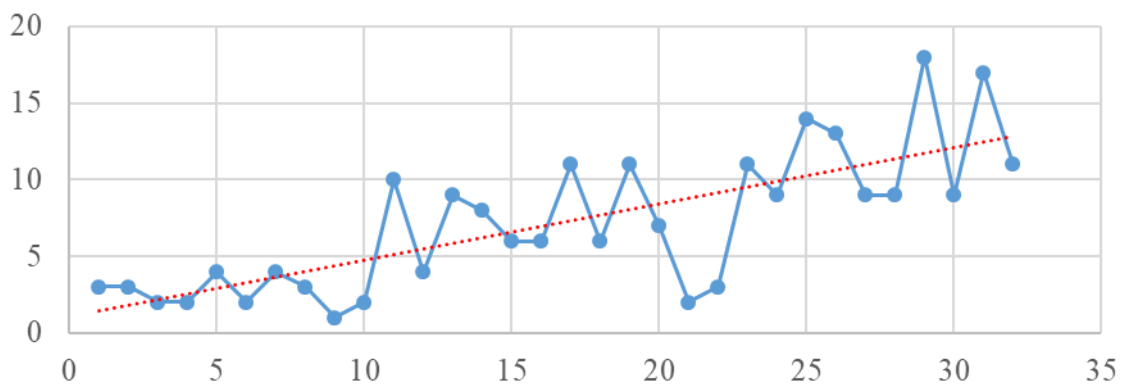
IVE	
Mes	IVE
Enero	0.09
Febrero	0.09
Marzo	0.06
Abril	0.06
Mayo	0.12
Junio	0.06
Julio	0.12
Agosto	0.08
Setiembre	0.02
Octubre	0.04
Noviembre	0.16
Diciembre	0.10
Total	1.00

Interpretación

Como se puede observar, la suma de los IVE por período es igual a 1, lo cual muestra que el cálculo de los Índices Estacionales es el correcto. Es importante visualizar la evolución de la tendencia antes y después de quitarle a la serie cronológica el componente de estacionalidad. Obsérvese cómo era la serie cronológica antes de ser desestacionalizada:

Figura 5

Gráfico de línea de la serie cronológica estacionalizada para la demanda de cocinas en la empresa Electrokarol E.I.R.L. Del distrito de ate (2015-2017)

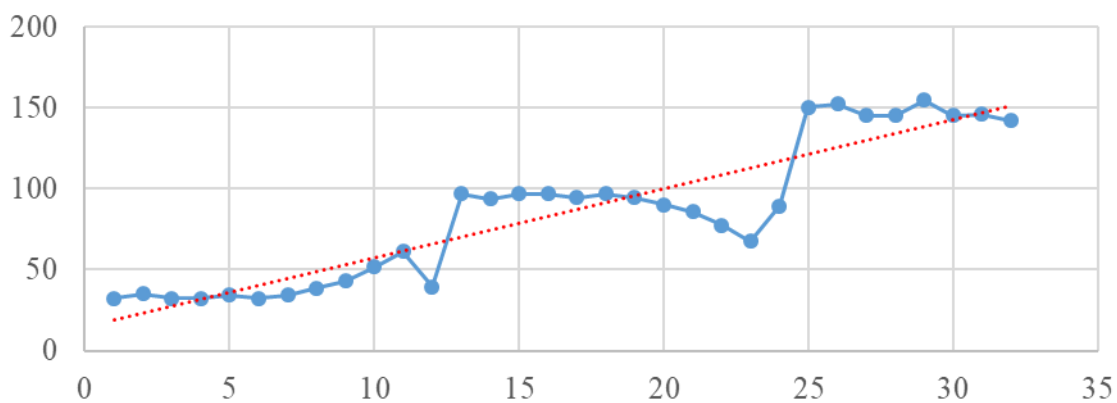


Interpretación

Se puede ver cómo la recta de la tendencia no sigue el comportamiento de la serie cronológica, ya que hay varios picos en la demanda que no se está considerando. Obsérvese ahora la serie cronológica desestacionalizada:

Figura 6

Gráfico de línea de la serie cronológica sin estacionalizar para la demanda de cocinas en la empresa Electrokarol E.I.R.L. del distrito de ate (2015-2017)



Interpretación

Es notorio el cambio que se puede ver en la tendencia de esta nueva serie cronológica ajustada, ya que su tendencia sigue en mayor medida el comportamiento de la demanda histórica que la misma serie cronológica, pero con componente estacional. Nótese cómo la tendencia se aproxima con mayor exactitud a los picos de la demanda histórica. Lo siguiente es analizar la regresión lineal de la nueva serie desestacionalizada, que gracias a la herramienta de Excel, se pudo hacer la corrida de los datos desestacionalizados y se obtuvo el siguiente cuadro de regresión:

Tabla 15

Estadística de la regresión en el método de descomposición clásica para cocinas.

Estadísticas de la regresión	
Coefficiente de correlación múltiple	0.82
Coefficiente de determinación R^2	0.67
R^2 ajustado	0.66
Error típico	16.14
Observaciones	32.00

Interpretación

El *coeficiente de correlación*, tal y como se puede apreciar en la tabla 7, es **igual a 0.8200822012** y está en el rango de -1 y 1, y es diferente de 0, por lo que se puede inferir que los datos de la nueva serie desestacionalizada tienen un alto grado de correlación. Por otro lado, el *R^2 ajustado* es **igual a 0.657649711** y es mayor a 0, lo cual indica que, a pesar de no estar muy cerca de 1 (está más cercano a 1 que el R^2 de refrigeradora), el modelo es significativo, ya que este resultado es positivo y se le puede considerar para cálculos futuros de pronósticos.

Con lo que respecta al análisis de varianza, el cual es utilizado para determinar la variabilidad entre los datos de la nueva serie desestacionalizada y la probabilidad de que las variables de la ecuación de demanda no sean significativas, se obtuvieron los siguientes resultados, gracias a la herramienta de Excel:

Tabla 16*Análisis de varianza en el método de descomposición clásica*

ANÁLISIS DE VARIANZA					
	Grados de libertad	Suma de cuadrados	Promedio de los cuadrados	F	Valor crítico de F
Regresión	1	11,771	11,771	45	0.0000009
Residuos	22	5,731	261		
Total	23	17,502			

	Coef.	Error típico	Estadístico t	Probabilidad T < 0.05	Inferior 95%	Superior 95%	Inferior 95%	Superior 95%
Intercepción	24.51	6.80	3.60	0.00	1041%	3861%	1041%	3861%
Variable X 1	3.20	0.48	6.72	0.00	221%	419%	221%	419%

Interpretación

Tras haber trabajado a un nivel de confianza del 95% y un nivel de error del 5%, el valor crítico de *F es igual al 0.0093%*, menor al 5%, por lo que el modelo es significativo. También, tanto para el coeficiente de intercepción como para la variable X1, *la probabilidad T es menor al 5%*, ya que tienen como probabilidad a *0.00104698%* y a *0.000933948%* respectivamente, lo cual reafirma la significancia del modelo estudiado. Así, tenemos que la ecuación para hallar los pronósticos de demanda es el siguiente: $Y = 25.50904747 + 3.199276202 x T$, donde: “Y” es igual a la demanda pronosticada, y “T” es el número de período que se quiere pronosticar.

Con ello, se obtuvieron los siguientes pronósticos para cada mes especificado tal y como se podrá ver en la siguiente figura, además de sus respectivos errores, según el método de descomposición clásica:

Tabla 17*Pronóstico y error en el método de descomposición clásica de la demanda para cocinas (2015 - 2018)*

Año	Mes	Pronóstico de Ventas	Error
2015	Enero	2.58	-0.42
	Febrero	2.64	-0.36
	Marzo	2.12	0.12
	Abril	2.31	0.31

	Mayo	4.71	0.71
	Junio	2.71	0.71
	Julio	5.45	1.45
	Agosto	3.88	0.88
	Setiembre	1.24	0.24
	Octubre	2.19	0.19
	Noviembre	9.72	-0.28
	Diciembre	6.34	2.34
2016	Enero	6.15	-2.85
	Febrero	5.91	-2.09
	Marzo	4.50	-1.50
	Abril	4.69	-1.31
	Mayo	9.17	-1.83
	Junio	5.09	-0.91
	Julio	9.92	-1.08
	Agosto	6.86	-0.14
	Setiembre	2.13	0.13
	Octubre	3.68	0.68
	Noviembre	15.97	4.97
	Diciembre	10.21	1.21
2017	Enero	9.72	-4.28
	Febrero	9.18	-3.82
	Marzo	6.88	-2.12
	Abril	7.08	-1.92
	Mayo	13.64	-4.36
	Junio	7.47	-1.53
	Julio	14.38	-2.62
	Agosto	9.84	-1.16
	Setiembre	3.03	
	Octubre	5.17	
	Noviembre	22.22	
	Diciembre	14.08	
2018	Enero	13.29	
	Febrero	12.46	
	Marzo	9.26	
	Abril	9.46	
	Mayo	18.10	
	Junio	9.85	
	Julio	18.85	
	Agosto	12.81	
	Setiembre	3.92	
	Octubre	6.65	

Noviembre	28.47
Diciembre	17.95

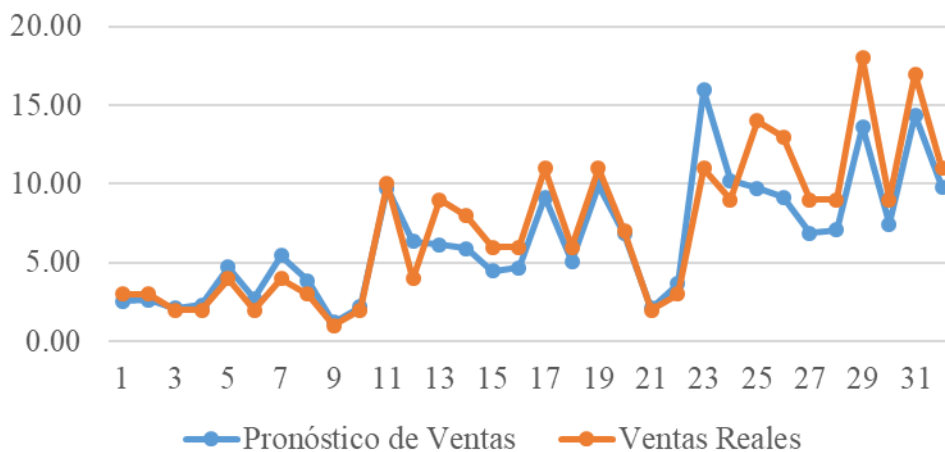
Interpretación

Si se desea comprobar, de manera gráfica, la efectividad y la significancia de este método para estimar la demanda con lo que respecta a cocinas, se debe de comparar la serie cronológica original y la serie cronológica pronosticada, la cual es producto de la ecuación calculada anteriormente.

En la siguiente figura, se podrá observar el comportamiento de ambas series cronológicas y el alejamiento entre sus picos y valles.

Figura 7

Demanda pronosticada vs demanda real de cocina con el método de descomposición clásica (enero 2015 – agosto 2017)

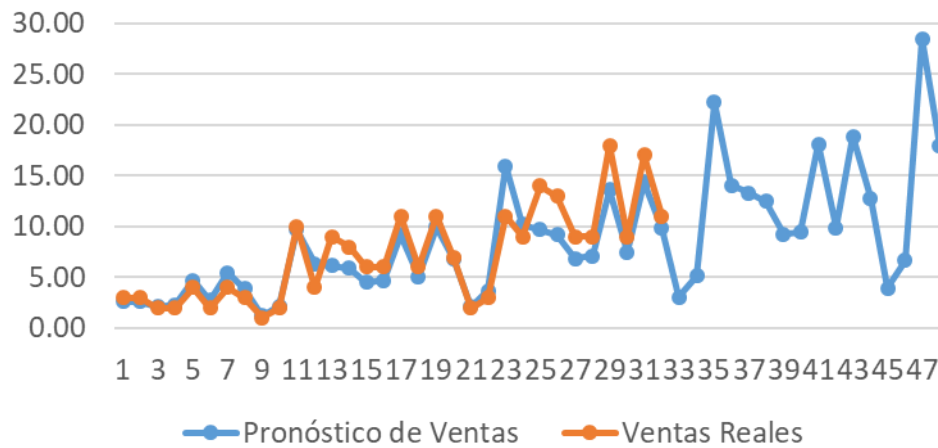


Interpretación

Se ve pues que la demanda pronosticada sigue el mismo comportamiento que la demanda histórica de enero de 2015 a agosto de 2017, lo cual corrobora gráficamente la significancia del modelo. Por ello, la demanda pronosticada para septiembre de 2017 a diciembre de 2018 también seguirá el mismo comportamiento que la serie cronológica original, tal y como se puede ver en la siguiente figura:

Figura 8

Demanda pronosticada de cocina con el método de descomposición clásica (septiembre 2017 – diciembre 2018)



Descomposición Clásica para Televisores

Como con las refrigeradoras y cocinas, el primer indicador que debe de tenerse en cuenta para garantizar un correcto cálculo de este método son los IVE por período, los cuales, en suma, deben ser iguales a 1. Su cálculo es importante, ya que, con ellos, es posible desestacionalizar la serie cronológica. Los IVE por mes para cocina son los siguientes:

Tabla 18

Índice de variación estacional del método descomposición clásica para televisores.

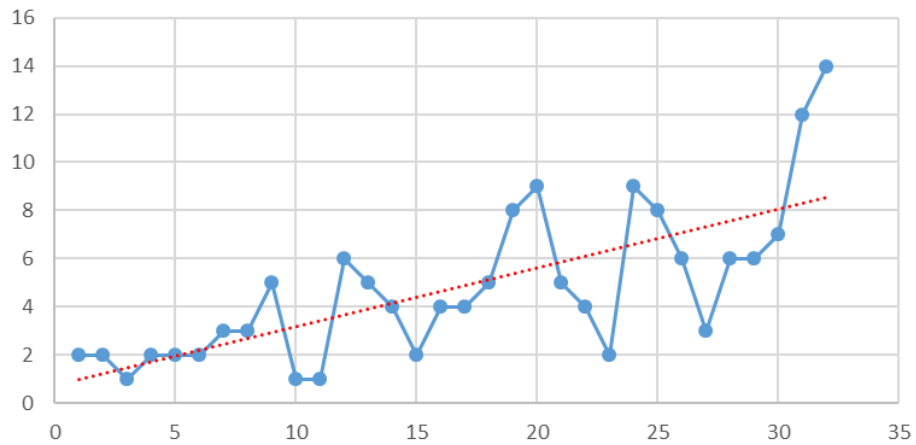
IVE	
Mes	IVE
Enero	0.08
Febrero	0.07
Marzo	0.03
Abril	0.07
Mayo	0.07
Junio	0.08
Julio	0.12
Agosto	0.13
Setiembre	0.11
Octubre	0.05
Noviembre	0.03
Diciembre	0.16
Total	1.00

Interpretación

Como se puede observar, la suma de los IVE por período es igual a 1, lo cual muestra que el cálculo de los Índices Estacionales es el correcto. Es importante visualizar la evolución de la tendencia antes y después de quitarle a la serie cronológica el componente de estacionalidad. Obsérvese cómo era la serie cronológica antes de ser desestacionalizada:

Figura 9

Serie cronológica estacionalizada para demanda de tv (2015 - 2017)

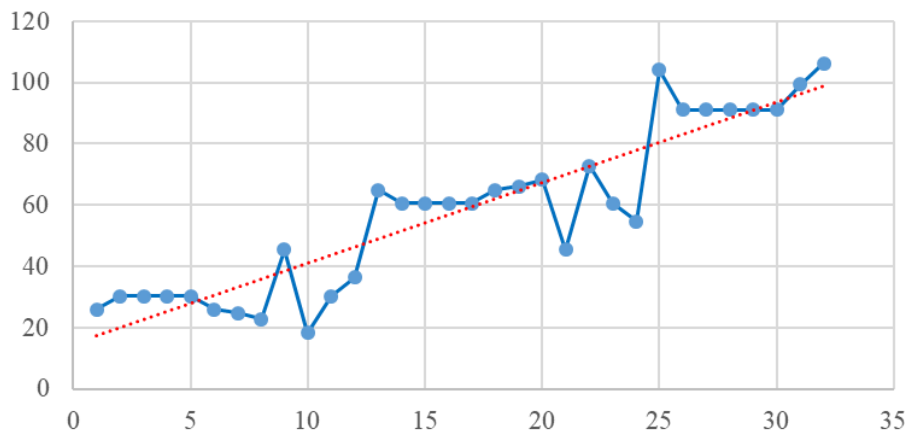


Interpretación

Se puede ver cómo la recta de la tendencia no sigue el comportamiento de la serie cronológica, ya que hay varios picos en la demanda que no se está considerando. Obsérvese ahora la serie cronológica desestacionalizada.

Figura 10

Serie cronológica sin estacionalización para demanda de tv (2015 - 2017)



Interpretación

Es notorio el cambio que se puede ver en la tendencia de esta nueva serie cronológica ajustada, ya que su tendencia sigue en mayor medida el comportamiento de la demanda histórica que la misma serie cronológica, pero con componente estacional. Nótese cómo la tendencia se aproxima con mayor exactitud a los picos de la demanda histórica. Lo siguiente es analizar la regresión lineal de la nueva serie desestacionalizada. Gracias a la herramienta de Excel, se pudo hacer la corrida de los datos desestacionalizados y se obtuvo el siguiente cuadro de regresión:

Tabla 19

Estadísticas de la regresión en el método de descomposición clásica para televisores

Estadísticas de la regresión	
Coefficiente de correlación múltiple	0.80
Coefficiente de determinación R^2	0.64
R^2 ajustado	0.63
Error típico	10.92
Observaciones	32.00

Interpretación

El *coeficiente de correlación*, tal y como se puede apreciar en la figura, *es igual a 0.802497025* y está en el rango de -1 y 1, y es diferente de 0, por lo que se puede inferir que los datos de la nueva serie desestacionalizada tienen un alto grado de correlación. Por otro lado, el R^2 ajustado *es igual a 0.644001475* y es mayor a 0, lo cual indica que, a pesar de no estar muy cerca de 1, el modelo es significativo, ya que este resultado es positivo y se le puede considerar para cálculos futuros de pronósticos.

Con lo que respecta al análisis de varianza, el cual es utilizado para determinar la variabilidad entre los datos de la nueva serie desestacionalizada y la probabilidad de que las variables de la ecuación de demanda no sean significativas, se obtuvieron los siguientes resultados, gracias a la herramienta de Excel:

Tabla 20

Análisis de varianza en el método de descomposición clásica para televisores

	Grados de libertad	Suma de cuadrados	Promedio de los cuadrados	F	Valor crítico de F
Regresión	1	4,745	4,745	40	0.0000024
Residuos	22	2,623	119		
Total	23	7,368			

	Coef	Error típico	Estad. t	Probabilidad T <0.05	Inferior 95%	Superior 95%	Inferior 95%	Superior 95%
Intercepción	20.11	4.60	4.37	0.00	1057%	2965%	1057%	2965%
Variable X 1	2.03	0.32	6.31	0.00	136%	270%	136%	270%

Interpretación

Tras haber trabajado a un nivel de confianza del 95% y un nivel de error del 5%, el valor crítico de F es igual al **0.002386%**, menor al 5%, por lo que el modelo es significativo. También, tanto para el coeficiente de intercepción como para la variable X1, la probabilidad T es menor al 5%, ya que tienen como probabilidad a **0.00243921%** y a **0.000238648%** respectivamente, lo cual reafirma la significancia del modelo estudiado. Así, tenemos que la ecuación para hallar los pronósticos de demanda es el siguiente: $Y = 20.10889328 + 2.031288538 x T$, donde: “Y” es igual a la demanda pronosticada, y “T” es el número de período que se quiere pronosticar.

Con ello, se obtuvieron los siguientes pronósticos para cada mes especificado tal y como se podrá ver en la siguiente figura, además de sus respectivos errores, según el método de descomposición multiplicativa.

Tabla 21

Pronóstico y error en el método de descomposición clásica de la demanda para televisores (2015 - 2018)

Año	Mes	Pronóstico de Ventas	Error
2015	Enero	1.70	-0.30
	Febrero	1.59	-0.41
	Marzo	0.86	-0.14

	Abril	1.86	-0.14
	Mayo	2.00	0.00
	Junio	2.48	0.48
	Julio	4.15	1.15
	Agosto	4.79	1.79
	Setiembre	4.22	-0.78
	Octubre	2.22	1.22
	Noviembre	1.40	0.40
	Diciembre	7.33	1.33
	Enero	3.58	-1.42
	Febrero	3.20	-0.80
	Marzo	1.67	-0.33
	Abril	3.47	-0.53
	Mayo	3.60	-0.40
2016	Junio	4.36	-0.64
	Julio	7.10	-0.90
	Agosto	8.01	-0.99
	Setiembre	6.90	1.90
	Octubre	3.56	-0.44
	Noviembre	2.20	0.20
	Diciembre	11.35	2.35
	Enero	5.45	-2.55
	Febrero	4.81	-1.19
	Marzo	2.47	-0.53
	Abril	5.08	-0.92
	Mayo	5.21	-0.79
2017	Junio	6.23	-0.77
	Julio	10.04	-1.96
	Agosto	11.22	-2.78
	Setiembre	9.58	
	Octubre	4.90	
	Noviembre	3.01	
	Diciembre	15.37	
	Enero	7.33	
	Febrero	6.42	
	Marzo	3.27	
	Abril	6.68	
2018	Mayo	6.82	
	Junio	8.11	
	Julio	12.99	
	Agosto	14.44	
	Setiembre	12.25	

Octubre	6.24
Noviembre	3.81
Diciembre	19.39

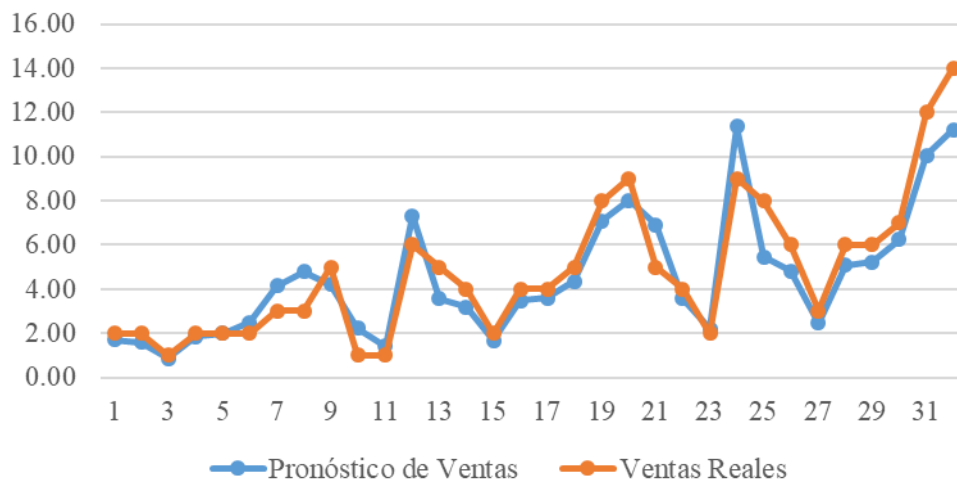
Interpretación

Si se desea comprobar, de manera gráfica, la efectividad y la significancia de este método para estimar la demanda con lo que respecta a televisores, se debe de comparar la serie cronológica original y la serie cronológica pronosticada, la cual es producto de la ecuación calculada anteriormente.

En la siguiente figura, se podrá observar el comportamiento de ambas series cronológicas y el alejamiento entre sus picos y valles:

Figura 11

Demanda pronosticada vs demanda real de cocina con el método de descomposición clásica (enero 2015 – agosto 2017)

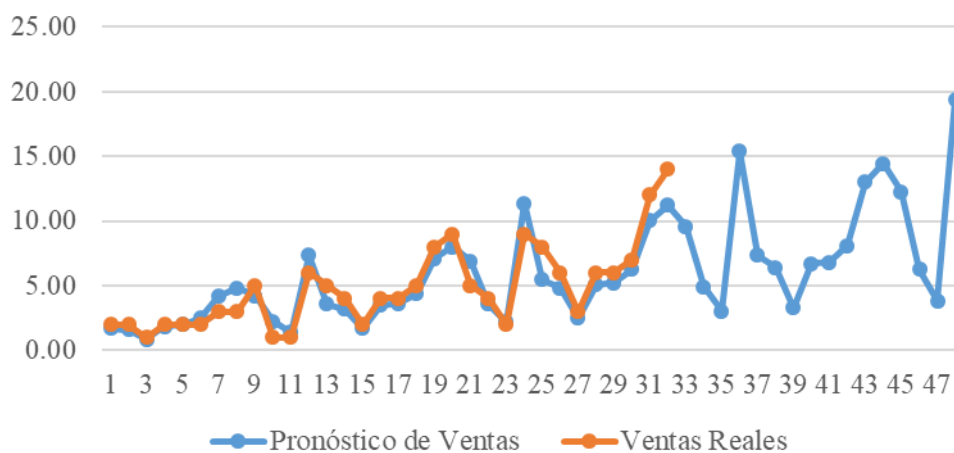


Interpretación

Se ve pues que la demanda pronosticada sigue el mismo comportamiento que la demanda histórica de enero de 2015 a agosto de 2017, lo cual corrobora gráficamente la significancia del modelo. Por ello, la demanda pronosticada para septiembre de 2017 a diciembre de 2018 también seguirá el mismo comportamiento que la serie cronológica original, tal y como se puede ver en la siguiente figura:

Figura 12

Demanda pronosticada de televisores con el método de descomposición clásica (setiembre 2017 – diciembre 2018)



Método de Variables Categóricas

Los datos históricos que se tuvieron en cuenta para realizar el cálculo de pronósticos a través de este método fueron los pertenecientes a las ventas que se realizaron desde enero de 2015 hasta agosto de 2017, un total de 32 datos de entrada para cada tipo de producto. Como se explicó anteriormente, al añadir variables categóricas a una serie de tiempo y realizar el análisis de regresión, se mejora considerablemente el nivel de correlación entre los datos, ya que hace posible que los coeficientes de determinación ajustada y de correlación sean más cercanos a 1. A continuación, se realizó la evaluación de resultados por cada tipo de producto.

Método de Variables Categóricas Para Refrigeradoras

Después de haber asignado cada variable categórica a cada estación, que en este caso son los meses de la serie cronológica de la demanda de refrigeradoras, se realizó directamente el análisis de regresión sobre estos nuevos datos y se llegó a obtener lo siguiente:

Tabla 22

Estadísticas de la regresión en el método de variables categóricas para refrigeradoras.

Estadísticas de la regresión	
Coefficiente de correlación múltiple	0.85
Coefficiente de determinación R^2	0.72
R^2 ajustado	0.41
Error típico	1.15
Observaciones	32.00

Interpretación

El *coeficiente de correlación* es igual a **0.848490089** y está en el rango de -1 y 1, y es diferente de 0, por lo que se puede inferir que los datos de la serie cronológica, suDesviación absoluta media a las variables categóricas, tienen un alto grado de correlación. Por otro lado, el *R² ajustado es igual a 0.414410448* y es mayor a 0, lo cual indica que el modelo es significativo, ya que este resultado es positivo y se le puede considerar para cálculos futuros de pronósticos. Es de considerarse que el objetivo de la aplicación de variables categóricas es mejorar el nivel de correlación entre los datos de la serie cronológica original, lo cual sí se puede observar, dado que el coeficiente de correlación como el de determinación ajustado de este método están más cercanos a 1 que el método de descomposición multiplicativa para las refrigeradoras.

Con lo que respecta al análisis de varianza, el cual es utilizado para determinar la variabilidad entre los datos de la serie cronológica y las variables categóricas, además de arrojar la probabilidad de que las variables de la ecuación de la demanda no sean significativas, se obtuvieron los siguientes resultados, gracias a la herramienta de Excel:

Tabla 23

Análisis de varianza en el método de variables categóricas para refrigeradoras

	Grados de libertad	Suma de cuadrados	Promedio de los cuadrados	F	Valor crítico de F
Regresión	12	37.17	3.10	2.36	0.04
Residuos	11	14.46	1.31		
Total	23	51.63			

Variable	Int.	Coef.	Error típico	Estad. t	Probabilidad T <0.05	Inferior 95%	Superior 95%	Inferior 95%	Superior 95%
		1.88	1.07	1.75	0.01	-49%	424%	-49%	424%
Var. X 1	T	0.12	0.04	3.03	0.01	3%	20%	3%	20%
Var. X 2	Q1	1.30	1.22	1.06	0.03	-140%	399%	-140%	399%
Var. X 3	Q2	-0.82	1.21	-0.68	0.01	-348%	185%	-348%	185%
Var. X 4	Q3	0.56	1.20	0.47	0.05	-208%	320%	-208%	320%
Var. X 5	Q4	-0.06	1.19	-0.05	0.01	-267%	256%	-267%	256%
Var. X 6	Q5	-1.17	1.18	-1.00	0.03	-377%	142%	-377%	142%
Var. X 7	Q6	-1.79	1.17	-1.53	0.02	-437%	78%	-437%	78%
Var. X 8	Q7	-1.41	1.16	-1.21	0.03	-397%	115%	-397%	115%
Var. X 9	Q8	-0.03	1.16	-0.02	0.01	-257%	252%	-257%	252%
Var. X 10	Q9	-0.15	1.15	-0.13	0.01	-268%	239%	-268%	239%
Var. X 11	Q10	-2.76	1.15	-2.41	0.03	-529%	-23%	-529%	-23%
Var. X 12	Q11	-2.38	1.15	-2.08	0.02	-491%	14%	-491%	14%

Interpretación

Tras haber trabajado a un nivel de confianza del 95% y un nivel de error del 5%, el valor crítico de *F* es igual al 4.326%, menor al 5%, por lo que el modelo es significativo. También, tanto para el coeficiente de intercepción como para la variable X1 (T), la probabilidad *T* es menor al 5%, ya que tienen como probabilidad *a* 1% y *a* 2% respectivamente, lo cual reafirma la significancia del modelo estudiado. Debe tenerse en cuenta que para las variables categóricas “Q”, sus probabilidades T son menores que 5%, lo cual apoya a que el modelo sea significativo. De esta manera, tenemos que la ecuación para hallar los pronósticos de demanda es el siguiente: $Y = 1875 + \text{Coef. } Q_T + (0.118055556 \times T)$, donde: “Y” es igual a la demanda pronosticada, “T” es el número de período que se quiere pronosticar y Coef. Q_T es el coeficiente de variable categórica del mes o de la estación.

Con ello, se obtuvieron los siguientes pronósticos para cada mes especificado tal y como se podrá ver en la siguiente figura, además de sus respectivos errores, según el método de variables categóricas:

Tabla 24

Pronóstico y error en el método de variables categóricas de la demanda para refrigeradoras (2015 - 2018)

Año	Mes	Ventas Pronosticas	Error
2015	Enero	3.29	1.29
	Febrero	1.29	0.29
	Marzo	2.79	0.79
	Abril	2.29	0.29
	Mayo	1.29	0.29
	Junio	0.79	-0.21
	Julio	1.29	0.29
	Agosto	2.79	0.79
	Setiembre	2.79	-1.21
	Octubre	0.29	-0.71
	Noviembre	0.79	-1.21
	Diciembre	3.29	-0.71
2016	Enero	4.71	-1.29
	Febrero	2.71	-0.29
	Marzo	4.21	-0.79
	Abril	3.71	-0.29

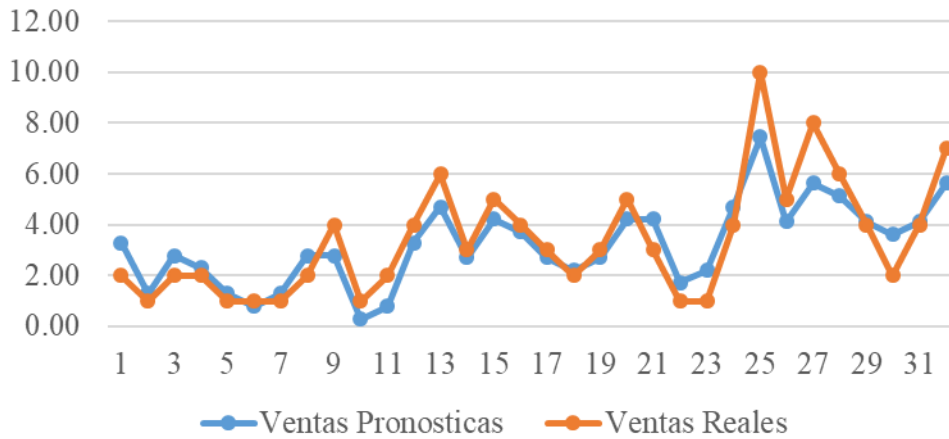
	Mayo	2.71	-0.29
	Junio	2.21	0.21
	Julio	2.71	-0.29
	Agosto	4.21	-0.79
	Setiembre	4.21	1.21
	Octubre	1.71	0.71
	Noviembre	2.21	1.21
	Diciembre	4.71	0.71
2017	Enero	7.45	-2.55
	Febrero	4.13	-0.88
	Marzo	5.63	-2.38
	Abril	5.13	-0.88
	Mayo	4.13	0.13
	Junio	3.63	1.63
	Julio	4.13	0.13
	Agosto	5.63	-1.38
	Setiembre	5.63	
	Octubre	3.13	
	Noviembre	3.63	
	Diciembre	6.13	
2018	Enero	7.54	
	Febrero	5.54	
	Marzo	7.04	
	Abril	6.54	
	Mayo	5.54	
	Junio	5.04	
	Julio	5.54	
	Agosto	7.04	
	Setiembre	7.04	
	Octubre	4.54	
	Noviembre	5.04	
	Diciembre	7.54	

Interpretación

Si se desea comprobar, de manera gráfica, la efectividad y la significancia de este método para estimar la demanda con lo que respecta a refrigeradoras, se debe de comparar la serie cronológica original y la serie cronológica pronosticada, la cual es producto de la ecuación calculada anteriormente. En la siguiente figura, se podrá observar el comportamiento de ambas series cronológicas y el alejamiento entre sus picos y valles:

Figura 13

Ventas reales vs pronosticadas de refrigerada con el método de variables categóricas (enero 2015 – agosto 2017)

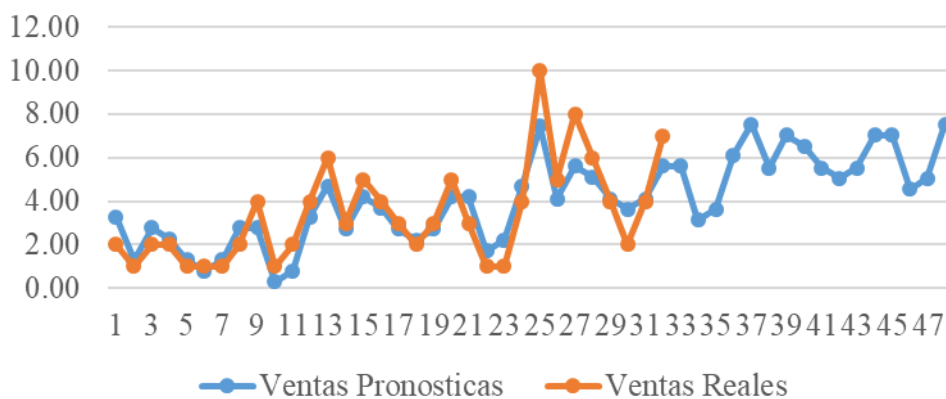


Interpretación

Se ve pues que la demanda pronosticada sigue el mismo comportamiento que la demanda histórica de enero de 2015 a agosto de 2017, lo cual corrobora gráficamente la significancia del modelo. Por ello, la demanda pronosticada para septiembre de 2017 a diciembre de 2018 también seguirá el mismo comportamiento que la serie cronológica original, tal y como se puede ver en la siguiente figura:

Figura 14

Ventas reales vs pronosticadas de refrigeradora con el método de variables categóricas (enero 2015 – diciembre 2018)



Método de Variables Categóricas para Cocinas

Después de haber asignado cada variable categórica a cada estación, que en este caso son los meses de la serie cronológica de la demanda de cocinas, se realizó directamente el análisis de regresión sobre estos nuevos datos y se llegó a obtener lo siguiente:

Tabla 25

Estadísticas de la regresión en el método de variables categóricas para cocinas.

Estadísticas de la regresión	
Coefficiente de correlación múltiple	0.95
Coeficiente de determinación R^2	0.90
R^2 ajustado	0.79
Error típico	1.52
Observaciones	32.00

Interpretación

El *coeficiente de correlación es igual a 0.94930535* y está en el rango de -1 y 1, y es diferente de 0, por lo que se puede inferir que los datos de la serie cronológica, su Desviación Absoluta media a las variables categóricas, tienen un alto grado de correlación. Por otro lado, el *R^2 ajustado es igual a 0.79337774* y es mayor a 0, lo cual indica que el modelo es significativo, ya que este resultado es positivo y se le puede considerar para cálculos futuros de pronósticos. El objetivo de la aplicación de variables categóricas es mejorar el nivel de correlación entre los datos de la serie cronológica original, lo cual sí se puede observar, dado que el coeficiente de correlación como el de determinación ajustado de este método están más cercanos a 1 que el método de descomposición multiplicativa para las cocinas.

Con lo que respecta al análisis de varianza, el cual es utilizado para determinar la variabilidad entre los datos de la serie cronológica y las variables categóricas, además de arrojar la probabilidad de que las variables de la ecuación de la demanda no sean significativas, se obtuvieron los siguientes resultados, gracias a la herramienta de Excel:

Tabla 26

Análisis de varianza en el método de variables categóricas para cocinas.

	Grados de libertad	Suma de cuadrados	Promedio de los cuadrados	F	Valor crítico de F
Regresión	12	232.17	19.35	8.36	0.0007
Residuos	11	25.46	2.31		
Total	23	257.63			

		Coeficientes	Error típico	Estadístico t	Probabilidad T < 0.05	Inferior 95%	Superior 95%	Inferior 95.0%	Superior 95.0%
Variable	Int	0.38	1.42	0.26	0.05	-276%	351%	-276%	351%
Var. X 1	T	0.34	0.05	6.57	0.00	23%	45%	23%	45%
Var. X 2	Q1	3.24	1.62	2.00	0.04	-33%	682%	-33%	682%
Var. X 3	Q2	2.40	1.61	1.50	0.01	-113%	594%	-113%	594%
Var. X 4	Q3	0.56	1.59	0.35	0.03	-294%	406%	-294%	406%
Var. X 5	Q4	0.22	1.58	0.14	0.00	-325%	369%	-325%	369%
Var. X 6	Q5	3.38	1.56	2.16	0.04	-6%	682%	-6%	682%
Var. X 7	Q6	-0.46	1.55	-0.30	0.01	-388%	296%	-388%	296%
Var. X 8	Q7	2.70	1.54	1.75	0.01	-70%	610%	-70%	610%
Var. X 9	Q8	-0.14	1.54	-0.09	0.01	-352%	324%	-352%	324%
Var. X 10	Q9	-3.98	1.53	-2.60	0.02	-734%	-61%	-734%	-61%
Var. X 11	Q10	-3.32	1.52	-2.18	0.02	-668%	4%	-668%	4%
Var. X 12	Q11	4.34	1.52	2.85	0.02	99%	769%	99%	769%

Interpretación

Tras haber trabajado a un nivel de confianza del 95% y un nivel de error del 5%, el valor crítico de F es igual al 0.0066%, menor al 5%, por lo que el modelo es significativo. También, tanto para el coeficiente de intercepción como para la variable X1 (T), la *probabilidad T* es menor al 5%, ya que tienen como probabilidad a 4.9702321% y a 0.0399915% respectivamente, lo cual reafirma la significancia del modelo estudiado. Debe tenerse en cuenta que para las variables categóricas “Q”, sus probabilidades T son menores que 5%, lo cual apoya a que el modelo sea significativo. De esta manera, tenemos que la ecuación para hallar los pronósticos de demanda es el siguiente: $Y = 0.375 + \text{Coef. } Q_T + (0.34027778 \times T)$, donde: “Y” es igual a la demanda pronosticada, “T” es el número de período que se quiere pronosticar y Coef. Q_T es el coeficiente de variable categórica del mes o de la estación.

Con ello, se obtuvieron los siguientes pronósticos para cada mes especificado tal y como se podrá ver en la siguiente figura, además de sus respectivos errores, según el método de variables categóricas.

Tabla 27

Pronóstico y error en el método de variables categóricas de la demanda para cocinas (2015 - 2018)

Año	Mes	Ventas Pronosticas	Error
2015	Enero	3.96	0.96
	Febrero	3.46	0.46
	Marzo	1.96	-0.04
	Abril	1.96	-0.04
	Mayo	5.46	1.46
	Junio	1.96	-0.04
	Julio	5.46	1.46
	Agosto	2.96	-0.04
	Setiembre	-0.54	-1.54
	Octubre	0.46	-1.54
	Noviembre	8.46	-1.54
	Diciembre	4.46	0.46
2016	Enero	8.04	-0.96
	Febrero	7.54	-0.46
	Marzo	6.04	0.04
	Abril	6.04	0.04
	Mayo	9.54	-1.46
	Junio	6.04	0.04
	Julio	9.54	-1.46
	Agosto	7.04	0.04
	Setiembre	3.54	1.54
	Octubre	4.54	1.54
	Noviembre	12.54	1.54
	Diciembre	8.54	-0.46
2017	Enero	12.13	-1.88
	Febrero	11.63	-1.38
	Marzo	10.13	1.13
	Abril	10.13	1.13
	Mayo	13.63	-4.38
	Junio	10.13	1.13
	Julio	13.63	-3.38
	Agosto	11.13	0.13
	Setiembre	7.63	
	Octubre	8.63	
	Noviembre	16.63	

	Diciembre	12.63
2018	Enero	16.21
	Febrero	15.71
	Marzo	14.21
	Abril	14.21
	Mayo	17.71
	Junio	14.21
	Julio	17.71
	Agosto	15.21
	Setiembre	11.71
	Octubre	12.71
	Noviembre	20.71
	Diciembre	16.71

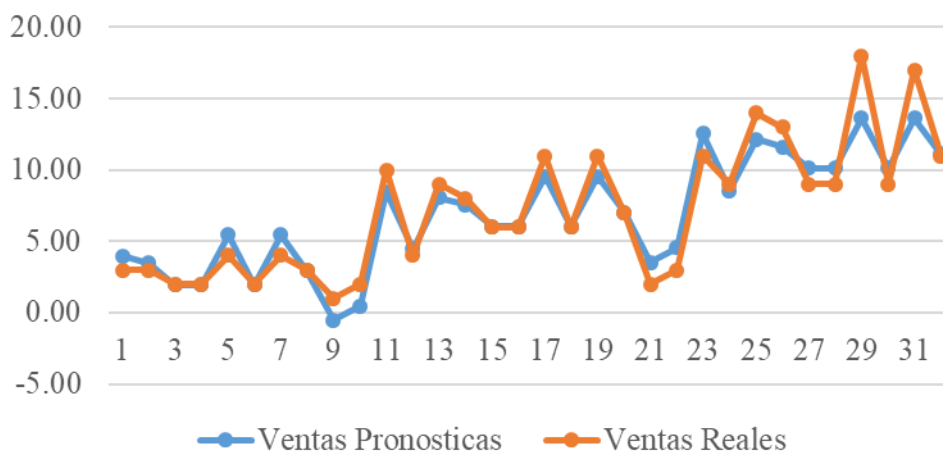
Interpretación

Si se desea comprobar, de manera gráfica, la efectividad y la significancia de este método para estimar la demanda con lo que respecta a cocinas, se debe de comparar la serie cronológica original y la serie cronológica pronosticada, la cual es producto de la ecuación calculada anteriormente.

En la siguiente figura, se podrá observar el comportamiento de ambas series cronológicas y el alejamiento entre sus picos y valles:

Figura 15

Ventas Reales vs Pronosticadas de cocina con el método de variables categóricas. (enero 2015 – agosto 2017)

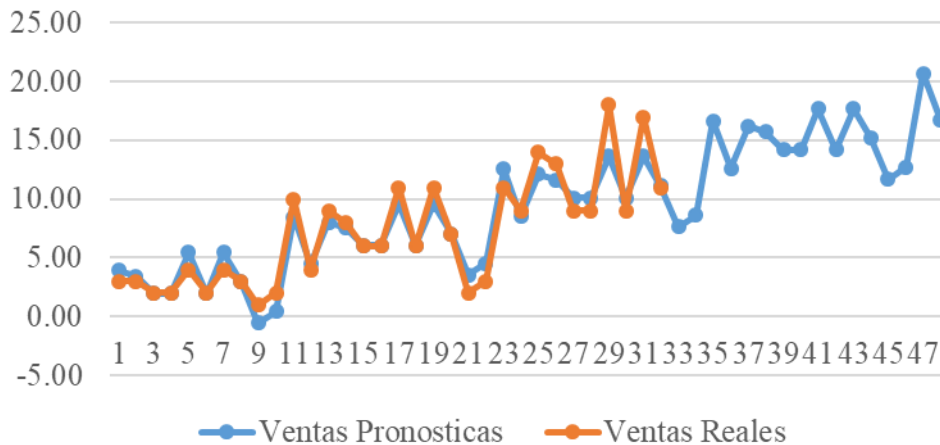


Interpretación

Se ve pues que la demanda pronosticada sigue el mismo comportamiento que la demanda histórica de enero de 2015 a agosto de 2017, lo cual corrobora gráficamente la significancia del modelo. Por ello, la demanda pronosticada para septiembre de 2017 a diciembre de 2018 también seguirá el mismo comportamiento que la serie cronológica original, tal y como se puede ver en la siguiente figura:

Figura 16

Ventas Reales vs Pronosticadas de Cocina con el método de variables categóricas (enero 2015 – diciembre 2018)



Método de Variables Categóricas para televisores

Después de haber asignado cada variable categórica a cada estación, que en este caso son los meses de la serie cronológica de la demanda de TV, se realizó directamente el análisis de regresión sobre estos nuevos datos y se llegó a obtener lo siguiente:

Tabla 28

Estadísticas de la regresión en el método de variables categóricas para televisores.

Estadísticas de la regresión	
Coefficiente de correlación múltiple	0.94
Coefficiente de determinación R^2	0.88
R^2 ajustado	0.75
Error típico	1.19
Observaciones	32.00

Interpretación

El *coeficiente de correlación es igual a 0.938643499* y está en el rango de -1 y 1, y es diferente de 0, por lo que se puede inferir que los datos de la serie cronológica, su desviación absoluta media y a las variables categóricas, tienen un alto grado de correlación. Por otro lado, el *R² ajustado es igual a 0.751289749* y es mayor a 0, lo cual indica que el modelo es significativo, ya que este resultado es positivo y se le puede considerar para cálculos futuros de pronósticos. El objetivo de la aplicación de variables categóricas es mejorar el nivel de correlación entre los datos de la serie cronológica original, lo cual sí se puede observar, dado que el coeficiente de correlación como el de determinación ajustado de este método están más cercanos a 1 que el método de descomposición multiplicativa para TV.

Con lo que respecta al análisis de varianza, el cual es utilizado para determinar la variabilidad entre los datos de la serie cronológica y las variables categóricas, además de arrojar la probabilidad de que las variables de la ecuación de la demanda no sean significativas, se obtuvieron los siguientes resultados, gracias a la herramienta de Excel:

Tabla 29

Análisis de varianza en el método de variables categóricas para televisores

	Grados de libertad	Suma de cuadrados	Promedio de los cuadrados	F	Valor crítico de F
Regresión	12	114.50	9.54	6.79	0.0017
Residuos	11	15.46	1.41		
Total	23	129.96			

Variable	Inter	Coef.	Error típico	Estad. t	Probabilidad T < 0.05	Inferior 95%	Superior 95%	Inferior 95.0%	Superior 95.0%
Var. X 1	T	3.63	1.11	3.27	0.01	118%	607%	118%	607%
Var. X 2	Q1	0.22	0.04	5.34	0.00	13%	30%	13%	30%
Var. X 3	Q2	-1.63	1.27	-1.29	0.22	-442%	115%	-442%	115%
Var. X 4	Q3	-2.35	1.25	-1.87	0.09	-510%	41%	-510%	41%
Var. X 5	Q4	-4.06	1.24	-3.28	0.01	-679%	-133%	-679%	-133%
Var. X 6	Q5	-2.78	1.23	-2.26	0.05	-548%	-7%	-548%	-7%
Var. X 7	Q6	-2.99	1.22	-2.46	0.03	-568%	-31%	-568%	-31%
Var. X 8	Q7	-2.71	1.21	-2.24	0.03	-537%	-5%	-537%	-5%
Var. X 9	Q8	-0.92	1.20	-0.77	0.05	-357%	172%	-357%	172%
Var. X 10	Q9	-0.64	1.20	-0.53	0.04	-327%	199%	-327%	199%
Var. X 11	Q10	-1.85	1.19	-1.56	0.01	-448%	77%	-448%	77%
Var. X 12	Q11	-4.57	1.19	-3.85	0.00	-718%	-195%	-718%	-195%
		-5.78	1.19	-4.88	0.00	-840%	-317%	-840%	-317%

Interpretación

Tras haber trabajado a un nivel de confianza del 95% y un nivel de error del 5%, el valor crítico de F es igual al 0.00167%, menor al 5%, por lo que el modelo es significativo. También, tanto para el coeficiente de intercepción como para la variable X_1 (T), la probabilidad T es menor al 5%, ya que tienen como probabilidad a 0.07478044% y a 0.00238172% respectivamente, lo cual reafirma la significancia del modelo estudiado. Debe tenerse en cuenta que para las variables categóricas “Q”, sus probabilidades T son menores que 5%, lo cual apoya a que el modelo sea significativo. De esta manera, tenemos que la ecuación para hallar los pronósticos de demanda es el siguiente: $Y = 3.625 + \text{Coef. } Q_T + (0.215277778 \times T)$, donde: “Y” es igual a la demanda pronosticada, “T” es el número de período que se quiere pronosticar y Coef. Q_T es el coeficiente de variable categórica del mes o de la estación.

Con ello, se obtuvieron los siguientes pronósticos para cada mes especificado tal y como se podrá ver en la siguiente figura, además de sus respectivos errores, según el método de variables categóricas.

Tabla 30

Pronóstico y error en el método de variables categóricas de la demanda para televisores. (2015 - 2018)

Año	Mes	Ventas Pronosticas	Error
2015	Enero	2.21	0.21
	Febrero	1.71	-0.29
	Marzo	0.21	-0.79
	Abril	1.71	-0.29
	Mayo	1.71	-0.29
	Junio	2.21	0.21
	Julio	4.21	1.21
	Agosto	4.71	1.71
	Setiembre	3.71	-1.29
	Octubre	1.21	0.21
	Noviembre	0.21	-0.79
	Diciembre	6.21	0.21
2016	Enero	4.79	-0.21
	Febrero	4.29	0.29
	Marzo	2.79	0.79
	Abril	4.29	0.29

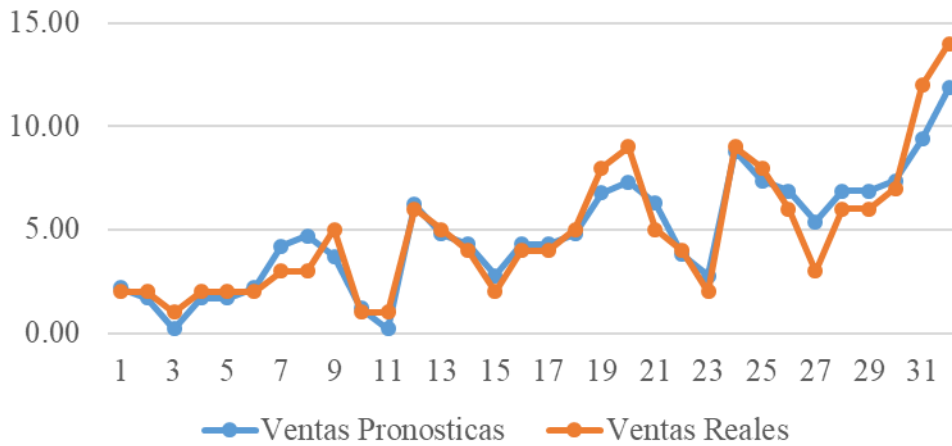
	Mayo	4.29	0.29
	Junio	4.79	-0.21
	Julio	6.79	-1.21
	Agosto	7.29	-1.71
	Setiembre	6.29	1.29
	Octubre	3.79	-0.21
	Noviembre	2.79	0.79
	Diciembre	8.79	-0.21
2017	Enero	7.38	-0.63
	Febrero	6.88	0.87
	Marzo	5.38	2.38
	Abril	6.88	0.88
	Mayo	6.88	0.88
	Junio	7.38	0.38
	Julio	9.38	-2.63
	Agosto	11.88	-2.13
	Setiembre	8.88	
	Octubre	6.38	
	Noviembre	5.38	
	Diciembre	11.38	
2018	Enero	9.96	
	Febrero	9.46	
	Marzo	7.96	
	Abril	9.46	
	Mayo	9.46	
	Junio	9.96	
	Julio	11.96	
	Agosto	12.46	
	Setiembre	11.46	
	Octubre	8.96	
	Noviembre	7.96	
	Diciembre	13.96	

Interpretación

Si se desea comprobar, de manera gráfica, la efectividad y la significancia de este método para estimar la demanda con lo que respecta a TV, se debe de comparar la serie cronológica original y la serie cronológica pronosticada, la cual es producto de la ecuación calculada anteriormente. En la siguiente figura, se podrá observar el comportamiento de ambas series cronológicas y el alejamiento entre sus picos y valles:

Figura 17

Ventas reales vs pronosticadas de televisores con el método de variables categóricas (enero 2015 – agosto 2017)

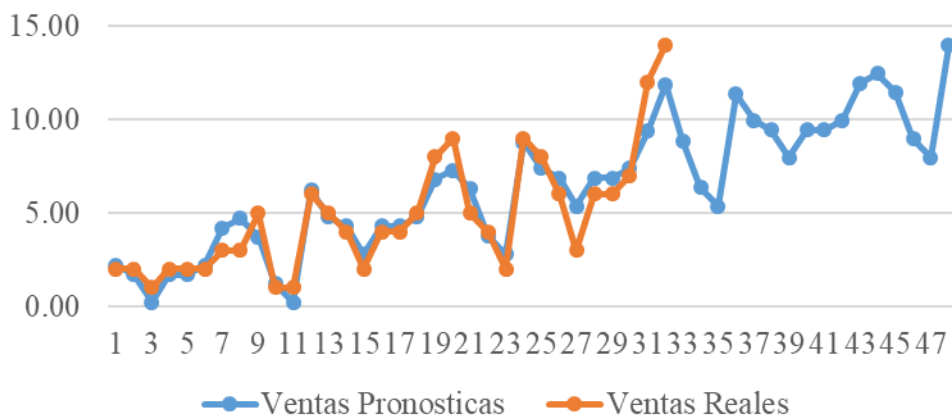


Interpretación

Se ve pues que la demanda pronosticada sigue el mismo comportamiento que la demanda histórica de enero de 2015 a agosto de 2017, lo cual corrobora gráficamente la significancia del modelo. Por ello, la demanda pronosticada para septiembre de 2017 a diciembre de 2018 también seguirá el mismo comportamiento que la serie cronológica original, tal y como se puede ver en la siguiente figura:

Figura 18

Ventas Reales vs Pronosticadas de televisores con el método de variables categóricas (enero 2015 – diciembre 2018)



Método Holt – Winters

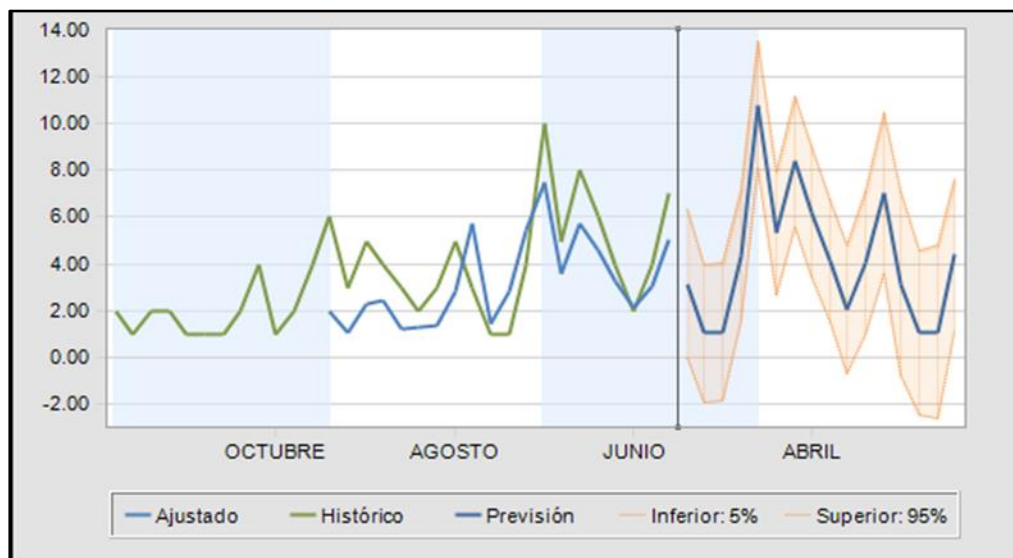
Los datos históricos que se tuvieron en cuenta para realizar el cálculo de pronósticos a través de este método fueron los pertenecientes a las ventas que se realizaron desde enero de 2015 hasta agosto de 2017, un total de 32 datos de entrada para cada tipo de producto. Para llevar a cabo el cálculo de la demanda por medio de este método, se hizo uso de la aplicación del Crystal Ball, el cual, como se explicó anteriormente, es un predictor especializado en generar pronósticos de demanda para series cronológicas. A continuación, se realizó la evaluación de resultados por cada tipo de producto.

Método Holt – Winters Para Refrigeradoras

Una vez realizada la corrida de los 32 datos de la demanda histórica para refrigeradoras, el predictor arrojó directamente los resultados, es decir, los coeficientes que deben tener en cuenta para evaluar la significancia del modelo, las previsiones de los meses que se requieren pronosticar y la gráfica de las series cronológicas históricas y ajustadas. En primer lugar, se analizó el comportamiento de las series cronológicas a través de la gráfica que muestra el predictor, la cual se verá a continuación:

Figura 19

Gráfico de línea de pronóstico de refrigeradora con el método Holt Winter (Setiembre 2017 – diciembre 2018)



Interpretación

Se puede observar que la serie cronológica histórica y la ajustada tienen el mismo comportamiento en cuanto a estacionalidad y tendencia, comparten valles y sus picos de

demanda son muy cercanos para algunos períodos. Se ve también que la serie pronosticada tiene también el mismo comportamiento, por lo que, gráficamente, el modelo es significativo. Luego, se pasó a verificar los coeficientes que determinan, según sus parámetros de medición, si el modelo es significativo o no estadísticamente. También, se analizan los parámetros de suavización, los cuales son calculados automáticamente por el Crystal Ball de manera óptima. Véase a continuación estos resultados:

Tabla 31

Rango de indicadores del método Holt Winters para refrigeradoras

Significancia de método	Rango		
	Método	U de Theil	Durbin-Watson
	Multiplicativo de Holt-Winters	0.7906	1.8328

Parámetros de método:

Método	Parámetro	Valor
Multiplicativo de Holt-Winters	Alfa	0.0381
	Beta	0.0010
	Gamma	0.9990

Interpretación

El coeficiente de Durbin – Watson (DW) debe de estar entre el rango de 0 a 4, si es cercano a 2, es un modelo que puede optimizar la serie cronológica. Se ve pues que el **coeficiente DW es de 1.8328**, está dentro de este rango y es muy cercano a 2, por lo que el modelo es válido. También, se tiene que evaluar el coeficiente de U de Theil, el cual tiene que ser mayor que cero y menor que 1, si es muy cercano a 1 el modelo puede optimizar la serie cronológica. **La U de Theil es igual a 0.7906**, está dentro de ese rango y es cercano a 1, lo que hace que el modelo sea significativo. Por otro lado, los parámetros de suavización, tanto Alfa, Beta y Gamma, deben de estar en el rango de 0 a 1, lo cual se cumple tal y como lo muestra la figura. Alfa tiene un valor de 0.0381, **Beta de 0.0010** y **Gamma de 0.9990**. Es de saberse que el aplicativo arroja el resultado de estos parámetros en el escenario óptimo del modelo.

Con todo esto, las previsiones para los meses de septiembre de 2017 a diciembre de 2018 son los siguientes:

Tabla 32

Pronóstico de demanda para refrigeradoras con el método Holt Winters

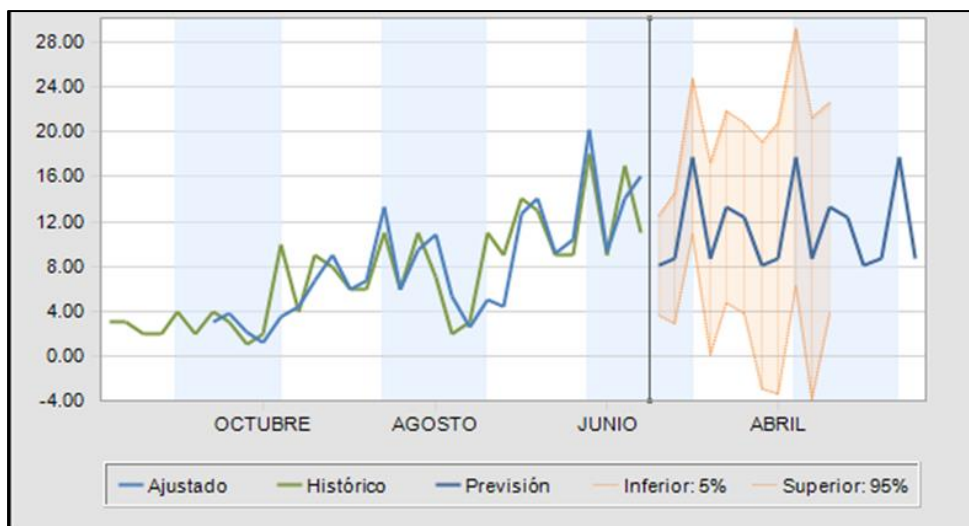
Fecha	Inferior: 5%	Previsión	Superior: 95%	Año
Setiembre	-0.04	3.14	6.31	2017
Octubre	-1.89	1.06	4.00	
Noviembre	-1.86	1.08	4.03	
Diciembre	1.56	4.38	7.19	
Enero	8.09	10.80	13.50	2018
Febrero	2.65	5.32	7.98	
Marzo	5.61	8.38	11.16	
Abril	3.43	6.21	8.99	
Mayo	1.49	4.11	6.73	
Junio	-0.72	2.06	4.84	
Julio	1.01	4.07	7.14	
Agosto	3.61	7.02	10.44	
Setiembre	-0.81	3.15	7.10	
Octubre	-2.44	1.06	4.56	
Noviembre	-2.63	1.09	4.81	
Diciembre	1.17	4.39	7.61	

Método Hold – Winters para Cocinas

Una vez realizada la corrida de los 32 datos de la demanda histórica para cocinas, el predictor arrojó directamente los resultados, es decir, los coeficientes que deben tener en cuenta para evaluar la significancia del modelo, las previsiones de los meses que se requieren pronosticar y la gráfica de las series cronológicas históricas y ajustadas. En primer lugar, se analizó el comportamiento de las series cronológicas a través de la gráfica que muestra el predictor, la cual se verá a continuación:

Figura 20

Gráfico de línea de pronóstico de cocinas con el método Holt-Winter (Setiembre 2017 – diciembre 2018)



Interpretación

Se puede observar que la serie cronológica histórica y la ajustada tienen el mismo comportamiento en cuanto a estacionalidad y tendencia, comparten valles y sus picos de demanda son muy cercanos para algunos períodos. Se ve también que la serie pronosticada tiene también el mismo comportamiento, por lo que, gráficamente, el modelo es significativo. Luego, se pasó a verificar los coeficientes que determinan, según sus parámetros de medición, si el modelo es significativo o no estadísticamente. También, se analizan los parámetros de suavización, los cuales son calculados automáticamente por el Crystal Ball de manera óptima. Véase a continuación estos resultados:

Tabla 33

Rango de indicadores del método Holt Winters para cocinas

Significancia de método	Rango Óptimo		
	Método	U de Theil	Durbin-Watson
	Multiplicativo de Holt-Winters	0.7263	1.5591

Parámetros de método:

Método	Parámetro	Valor
Multiplicativo de Holt-Winters	Alfa	0.7000
	Beta	0.2000
	Gamma	0.1000

Interpretación

El coeficiente de Durbin – Watson (DW) debe de estar entre el rango de 0 a 4, si es cercano a 2, es un modelo que puede optimizar la serie cronológica. Se ve pues que el coeficiente DW es de 1.56, está dentro de este rango y es muy cercano a 2, por lo que el modelo es válido. También, se tiene que evaluar el coeficiente de U de Theil, el cual tiene que ser mayor que cero y menor que 1, si es muy cercano a 1 el modelo puede optimizar la serie cronológica. La U de Theil es igual a 0.7263, está dentro de ese rango y es cercano a 1, lo que hace que el modelo sea significativo. Por otro lado, los parámetros de suavización, tanto Alfa, Beta y Gamma, deben de estar en el rango de 0 a 1, lo cual se cumple tal y como lo muestra la figura. Alfa tiene un valor de 0.7, Beta de 0.2 y Gamma de 0.1. Es de saberse que el aplicativo arroja el resultado de estos parámetros en el escenario óptimo del modelo.

Con todo esto, las previsiones para los meses de septiembre de 2017 a diciembre de 2018 son los siguientes:

Tabla 34

Pronóstico de demanda para cocina con el método Holt Winters

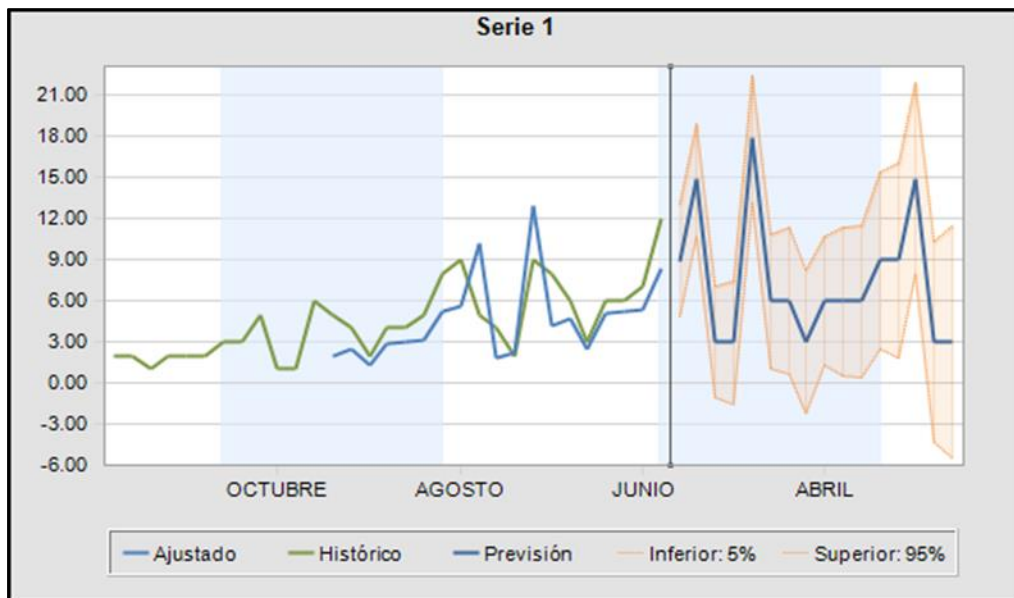
Fecha	Inferior 5%	Previsión	Superior 95%	Año
Setiembre	3.66	8.07	12.49	2017
Octubre	2.83	8.66	14.50	
Noviembre	10.80	17.76	24.72	
Diciembre	0.11	8.70	17.29	
Enero	4.69	13.25	21.81	2018
Febrero	3.87	12.37	20.86	
Marzo	-2.92	8.08	19.08	
Abril	-3.42	8.67	20.76	
Mayo	6.30	17.77	29.24	
Junio	-3.79	8.71	21.20	
Julio	3.82	13.26	22.69	
Agosto	---	12.38	---	
Setiembre	---	8.08	---	
Octubre	---	8.67	---	
Noviembre	---	17.78	---	
Diciembre	---	8.71	---	

Método De Hold – Winters Para televisores

Una vez realizada la corrida de los 32 datos de la demanda histórica para TV, el predictor arrojó directamente los resultados, es decir, los coeficientes que deben tener en cuenta para evaluar la significancia del modelo, las previsiones de los meses que se requieren pronosticar y la gráfica de las series cronológicas históricas y ajustadas. En primer lugar, se analizó el comportamiento de las series cronológicas a través de la gráfica que muestra el predictor, la cual se verá a continuación:

Figura 21

Gráfico de línea de pronóstico de televisores con el método Holt Winter (Setiembre 2017 – diciembre 2018)



Interpretación

Se puede observar que la serie cronológica histórica y la ajustada tienen el mismo comportamiento en cuanto a estacionalidad y tendencia, comparten valles y sus picos de demanda son muy cercanos para algunos períodos. Se ve también que la serie pronosticada tiene también el mismo comportamiento, por lo que, gráficamente, el modelo es significativo. Luego, se pasó a verificar los coeficientes que determinan, según sus parámetros de medición, si el modelo es significativo o no estadísticamente. También, se analizan los parámetros de suavización, los cuales son calculados automáticamente por el Crystal Ball de manera óptima. Véase a continuación estos resultados:

Tabla 35*Rango de indicadores del método Holt Winters para televisores*

Rango			
Óptimo			
Significancia	Método	U de Theil	Durbin-Watson
	Multiplicativo de Holt-Winters	0.64	1.90

Parámetros de método:

Método	Parámetro	Valor
Multiplicativo de Holt-Winters	Alfa	0.1474
	Beta	0.0010
	Gamma	0.0010

Interpretación

El coeficiente de Durbin – Watson (DW) debe de estar entre el rango de 0 a 4, si es cercano a 2, es un modelo que puede optimizar la serie cronológica. Se ve pues que el coeficiente **DW es de 1.90**, está dentro de este rango y es muy cercano a 2, por lo que el modelo es válido. También, se tiene que evaluar el coeficiente de U de Theil, el cual tiene que ser mayor que cero y menor que 1, si es muy cercano a 1 el modelo puede optimizar la serie cronológica. **La U de Theil es igual a 0.6380**, está dentro de ese rango y es cercano a 1, lo que hace que el modelo sea significativo. Por otro lado, los parámetros de suavización, tanto Alfa, Beta y Gamma, deben de estar en el rango de 0 a 1, lo cual se cumple tal y como lo muestra la figura. **Alfa tiene un valor de 0.1474, Beta de 0.0010 y Gamma de 0.0010**. Es de saberse que el aplicativo arroja el resultado de estos parámetros en el escenario óptimo del modelo. Con todo esto, las previsiones para los meses de septiembre de 2017 a diciembre de 2018 son los siguientes:

Tabla 36*Pronóstico de demanda para televisores con el método Holt Winters*

Fecha	Inferior 5%	Previsión	Superior 95%	Año
Setiembre	4.80	8.91	13.02	2017
Octubre	10.69	14.85	19.01	
Noviembre	-1.07	2.98	7.02	
Diciembre	-1.51	2.97	7.46	
Enero	13.21	17.86	22.50	2018
Febrero	1.03	5.97	10.91	
Marzo	0.61	5.97	11.32	
Abril	-2.23	2.98	8.20	
Mayo	1.26	5.97	10.69	
Junio	0.58	5.98	11.37	
Julio	0.41	5.98	11.55	
Agosto	2.53	8.98	15.43	
Setiembre	1.88	8.98	16.08	
Octubre	8.01	14.96	21.92	
Noviembre	-4.34	3.00	10.34	
Diciembre	-5.47	3.00	11.47	

Método de Tendencia Desechada

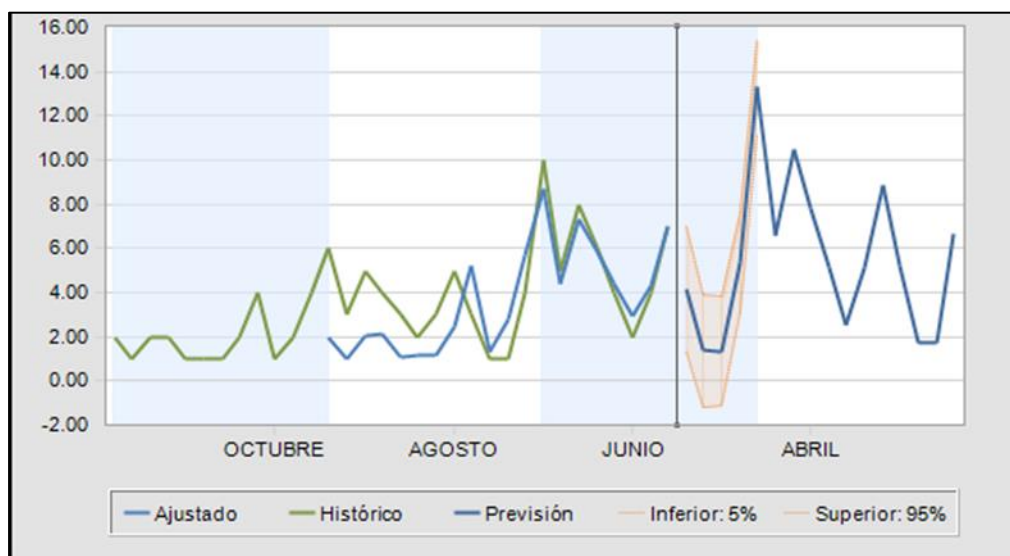
Los datos históricos que se tuvieron en cuenta para realizar el cálculo de pronósticos a través de este método fueron los pertenecientes a las ventas que se realizaron desde enero de 2015 hasta agosto de 2017, un total de 32 datos de entrada para cada tipo de producto. Para llevar a cabo el cálculo de la demanda por medio de este método, se hizo uso de la aplicación del Crystal Ball, el cual, como se explicó anteriormente, es un predictor especializado en generar pronósticos de demanda para series cronológicas. A continuación, se realizó la evaluación de resultados por cada tipo de producto.

Tendencia Desechada Para Refrigeradoras

Una vez realizada la corrida de los 32 datos de la demanda histórica para refrigeradoras, el predictor arrojó directamente los resultados, es decir, los coeficientes que deben tener en cuenta para evaluar la significancia del modelo, las previsiones de los meses que se requieren pronosticar y la gráfica de las series cronológicas históricas y ajustadas. En primer lugar, se analizó el comportamiento de las series cronológicas a través de la gráfica que muestra el predictor, la cual se verá a continuación:

Figura 22

Gráfico de línea de pronóstico de refrigeradoras con el método Tendencia Desechada (Setiembre 2017 – diciembre 2018)



Interpretación

Se puede observar que la serie cronológica histórica y la ajustada tienen el mismo comportamiento en cuanto a estacionalidad y tendencia, comparten valles y sus picos de demanda son muy cercanos para algunos períodos. Se ve también que la serie pronosticada tiene también el mismo comportamiento, por lo que, gráficamente, el modelo es significativo. Luego, se pasó a verificar los coeficientes que determinan, según sus parámetros de medición, si el modelo es significativo o no estadísticamente. También, se analizan los parámetros de suavización, los cuales son calculados automáticamente por el Crystal Ball de manera óptima. Véase a continuación estos resultados:

Tabla 37

Rango de indicadores del método Tendencia desechada para refrigeradoras

		Rango Óptimo	
	Método	U de Theil	Durbin-Watson
Significancia	Multiplicativo estacional de tendencia desechada	0.80	1.78

Parámetros de método:

Método	Parámetro	Valor
Multiplicativo estacional de tendencia desechada	Alfa	0.005
	Beta	0.843
	Gamma	0.999
	Phi	0.999

Interpretación:

El coeficiente de Durbin-Watson (DW) debe de estar entre el rango de 0 a 4, si es cercano a 2, es un modelo que puede optimizar la serie cronológica. Se ve pues que el **coeficiente DW es de 1.7792**, está dentro de este rango y es muy cercano a 2, por lo que el modelo es válido. También, se tuvo que evaluar el coeficiente de U de Theil, el cual tiene que ser mayor que cero y menor que 1, si es muy cercano a 1 el modelo puede optimizar la serie cronológica. La **U de Theil es igual a 0.7995**, está dentro de ese rango y es cercano a 1, lo que hace que el modelo sea significativo. Por otro lado, los parámetros de suavización, tanto Alfa, Beta, Gamma y Phi, deben de estar en el rango de 0 a 1, lo cual se cumple tal y como lo muestra la figura. **Alfa tiene un valor de 0.0048, Beta de 0.8427, Gamma de 0.9990 y Phi de 0.9990**. Es de saberse que el aplicativo arroja el resultado de estos parámetros en el escenario óptimo del modelo. Con todo esto, las previsiones para los meses de septiembre de 2017 a diciembre de 2018 son los siguientes:

Tabla 38

Pronóstico de demanda para refrigeradoras con el método Tendencia Desechada

Fecha	Inferior 5%	Previsión	Superior 95%	Año
Setiembre	1.30	4.15	7.01	2017
Octubre	-1.16	1.37	3.89	
Noviembre	-1.13	1.35	3.84	
Diciembre	3.09	5.37	7.65	
Enero	11.15	13.31	15.46	2018
Febrero	---	6.60	---	
Marzo	---	10.46	---	
Abril	---	7.78	---	
Mayo	---	5.15	---	
Junio	---	2.56	---	
Julio	---	5.10	---	
Agosto	---	8.87	---	

Setiembre	---	5.24	---
Octubre	---	1.72	---
Noviembre	---	1.69	---
Diciembre	---	6.68	---

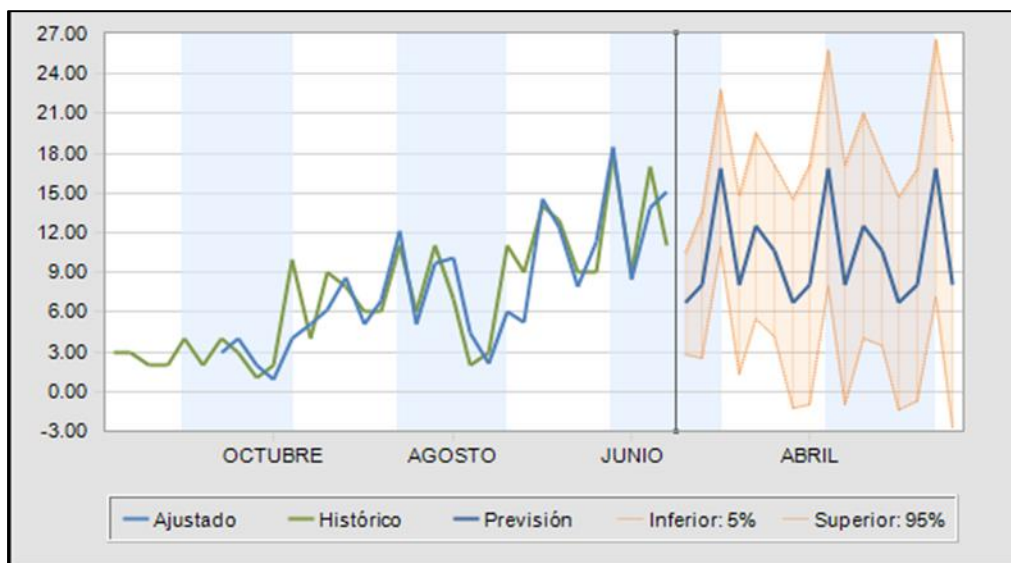
Método De Tendencia Desechada Para Cocinas

Una vez realizada la corrida de los 32 datos de la demanda histórica para cocinas, el predictor arrojó directamente los resultados, es decir, los coeficientes que deben tener en cuenta para evaluar la significancia del modelo, las previsiones de los meses que se requieren pronosticar y la gráfica de las series cronológicas históricas y ajustadas.

En primer lugar, se analizó el comportamiento de las series cronológicas a través de la gráfica que muestra el predictor, la cual se verá a continuación:

Figura 23

Gráfico de línea de pronóstico de cocinas con el método Tendencia Desechada (Setiembre 2017 – diciembre 2018)



Se puede observar que la serie cronológica histórica y la ajustada tienen el mismo comportamiento en cuanto a estacionalidad y tendencia, comparten valles y sus picos de demanda son muy cercanos para algunos períodos. Se ve también que la serie pronosticada tiene también el mismo comportamiento, por lo que, gráficamente, el modelo es significativo. Luego, se pasó a verificar los coeficientes que determinan, según sus parámetros de medición, si el modelo es significativo o no estadísticamente. También, se

analizan los parámetros de suavización, los cuales son calculados automáticamente por el Crystal Ball de manera óptima. Véase a continuación estos resultados:

Tabla 39

Rango de indicadores del método Tendencia desechada para cocinas.

RANGO OPTIMO		
Método	U de Theil	Durbin-Watson
Multiplicativo estacional de tendencia desechada	0.6682	1.83
Parámetros de Método		
Método	Parámetro	Valor
Multiplicativo estacional de tendencia desechada	Alfa	0.9164
	Beta	0.9990
	Gamma	0.9990
	Phi	0.1065

Rango Óptimo		
Método	U de Theil	Durbin-Watson
Multiplicativo estacional de tendencia desechada	0.67	1.83

Parámetros de Método

Método	Parámetro	Valor
Multiplicativo estacional de tendencia desechada	Alfa	0.92
	Beta	1.00
	Gamma	1.00
	Phi	0.11

El coeficiente de Durbin – Watson (DW) debe de estar entre el rango de 0 a 4, si es cercano a 2, es un modelo que puede optimizar la serie cronológica. Se ve pues que el coeficiente DW es de 1.83, está dentro de este rango y es muy cercano a 2, por lo que el modelo es válido. También, se tuvo que evaluar el coeficiente de U de Theil, el cual tiene que ser mayor que cero y menor que 1, si es muy cercano a 1 el modelo puede optimizar la serie cronológica. La U de Theil es igual a 0.6682, está dentro de ese rango y es cercano a 1, lo que hace que el modelo sea significativo. Por otro lado, los parámetros de suavización, tanto Alfa, Beta, Gamma y Phi deben de estar en el rango de 0 a 1, lo cual se cumple tal y como lo muestra la figura. Alfa tiene un valor de 0.9164, Beta de 0.9990, Gamma de 0.9990 y Phi de 0.1065 Es de saberse que el aplicativo arroja el resultado de estos parámetros en el

escenario óptimo del modelo. Con todo esto, las previsiones para los meses de septiembre de 2017 a diciembre de 2018 son los siguientes:

Tabla 40

Pronóstico de demanda para cocinas con el método Tendencia Desechada

Fecha	Inferior 5%	Previsión	Superior 95%	Año
Setiembre	2.81	6.69	10.57	2017
Octubre	2.55	8.08	13.60	
Noviembre	10.90	16.87	22.85	
Diciembre	1.29	8.04	14.79	
Enero	5.53	12.53	19.54	2018
Febrero	4.10	10.60	17.10	
Marzo	-1.24	6.67	14.57	
Abril	-0.95	8.07	17.10	
Mayo	7.98	16.87	25.76	
Junio	-1.04	8.04	17.11	
Julio	4.06	12.53	21.01	
Agosto	3.47	10.60	17.73	
Setiembre	-1.43	6.67	14.76	
Octubre	-0.71	8.07	16.85	
Noviembre	7.14	16.87	26.61	
Diciembre	-2.76	8.04	18.84	

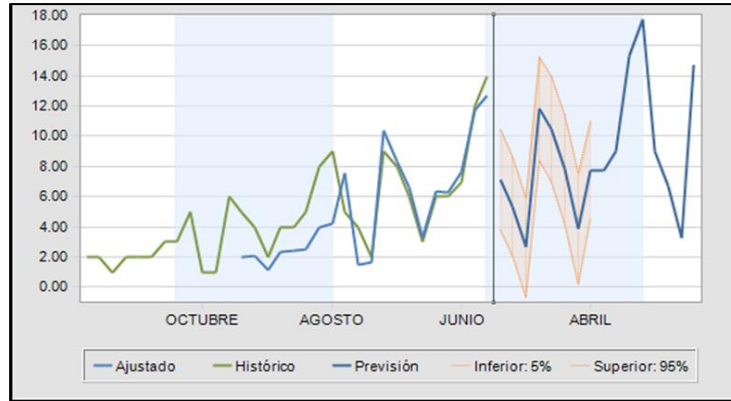
Tendencia Desechada Para Televisores

Una vez realizada la corrida de los 32 datos de la demanda histórica para TV, el predictor arrojó directamente los resultados, es decir, los coeficientes que deben tener en cuenta para evaluar la significancia del modelo, las previsiones de los meses que se requieren pronosticar y la gráfica de las series cronológicas históricas y ajustadas.

En primer lugar, se analizó el comportamiento de las series cronológicas a través de la gráfica que muestra el predictor, la cual se verá a continuación:

Figura 24

Gráfico de línea de pronóstico de televisores con el método Tendencia Desechada (Setiembre 2017 – diciembre 2018)



Interpretación:

Se puede observar que la serie cronológica histórica y la ajustada tienen el mismo comportamiento en cuanto a estacionalidad y tendencia, comparten valles y sus picos de demanda son muy cercanos para algunos períodos. Se ve también que la serie pronosticada tiene también el mismo comportamiento, por lo que, gráficamente, el modelo es significativo. Luego, se pasó a verificar los coeficientes que determinan, según sus parámetros de medición, si el modelo es significativo o no estadísticamente. También, se analizan los parámetros de suavización, los cuales son calculados automáticamente por el Crystal Ball de manera óptima. Véase a continuación estos resultados:

Tabla 41

Rango de indicadores del método Tendencia desecheda para televisores

Rango Óptimo		
Método	U de Theil	Durbin-Watson
Multiplicativo estacional de tendencia desecheda	0.47	1.72

Parámetros de Método

Método	Parámetro	Valor
Multiplicativo estacional de tendencia desecheda	Alfa	0.0363
	Beta	0.1201
	Gamma	0.9990
	Phi	0.9990

Interpretación:

El coeficiente de Durbin – Watson (DW) debe de estar entre el rango de 0 a 4, si es cercano a 2, es un modelo que puede optimizar la serie cronológica. Se ve pues que el **coeficiente DW es de 1.72**, está dentro de este rango y es muy cercano a 2, por lo que el modelo es válido. También, se tuvo que evaluar el coeficiente de U de Theil, el cual tiene que ser mayor que cero y menor que 1, si es muy cercano a 1 el modelo puede optimizar la serie cronológica. La **U de Theil es igual a 0.4652**, está dentro de ese rango y es cercano a 1, lo que hace que el modelo sea significativo. Por otro lado, los parámetros de suavización, tanto Alfa, Beta, Gamma y Phi deben de estar en el rango de 0 a 1, lo cual se cumple tal y como lo muestra la figura. **Alfa tiene un valor de 0.0363, Beta de 0.1201, Gamma de 0.9990 y Phi de 0.9990** Es de saberse que el aplicativo arroja el resultado de estos parámetros en el escenario óptimo del modelo. Con todo esto, las previsiones para los meses de septiembre de 2017 a diciembre de 2018 son los siguientes:

Tabla 42

Previsión de demanda para televisores con el método Tendencia Desechada

Fecha	Inferior 5%	Previsión	Superior 95%	Año
Setiembre	3.81	7.13	10.45	2017
Octubre	2.10	5.36	8.63	
Noviembre	-0.66	2.64	5.94	
Diciembre	8.39	11.84	15.28	
Enero	6.93	10.46	13.98	2018
Febrero	4.17	7.81	11.45	
Marzo	0.22	3.89	7.56	
Abril	4.54	7.75	10.97	
Mayo	---	7.72	---	
Junio	---	8.99	---	
Julio	---	15.32	---	
Agosto	---	17.72	---	
Setiembre	---	8.99	---	
Octubre	---	6.73	---	
Noviembre	---	3.30	---	
Diciembre	---	14.72	---	

Anexo 6: Base de datos de las variables
Método de Descomposición Clásica en Refrigeradoras

AÑO	PERIODO	MES	VENTAS REALES	Y-MOVIL	Y-COMPUESTO	W	IVE	SERIE SIN ESTACIONALIZACION
2015	1	ENERO	2				0.12698413	15.75
	2	FEBRERO	1				0.06349206	15.75
	3	MARZO	2				0.11111111	18
	4	ABRIL	2				0.0952381	21
	5	MAYO	1				0.06349206	15.75
	6	JUNIO	1	1.5	1.416666667	0.705882353	0.04761905	21
	7	JULIO	1	1.333333333	1.416666667	0.705882353	0.06349206	15.75
	8	AGOSTO	2	1.5	1.666666667	1.2	0.11111111	18
	9	SEPTIEMBRE	4	1.833333333	1.75	2.285714286	0.11111111	36
	10	OCTUBRE	1	1.666666667	1.75	0.571428571	0.03174603	31.5
	11	NOVIEMBRE	2	1.833333333	2.083333333	0.96	0.04761905	42
	12	DICIEMBRE	4	2.333333333	2.75	1.454545455	0.12698413	31.5
2016	13	ENERO	6	3.166666667	3.25	1.846153846	0.12698413	47.25
	14	FEBRERO	3	3.333333333	3.416666667	0.87804878	0.06349206	47.25
	15	MARZO	5	3.5	3.75	1.333333333	0.11111111	45
	16	ABRIL	4	4	4.083333333	0.979591837	0.0952381	42
	17	MAYO	3	4.166666667	4	0.75	0.06349206	47.25
	18	JUNIO	2	3.833333333	3.583333333	0.558139535	0.04761905	42
	19	JULIO	3	3.333333333	3.5	0.857142857	0.06349206	47.25
	20	AGOSTO	5	3.666666667	3.5	1.428571429	0.11111111	45
	21	SEPTIEMBRE	3	3.333333333	3.083333333	0.972972973	0.11111111	27
	22	OCTUBRE	1	2.833333333	2.666666667	0.375	0.03174603	31.5
	23	NOVIEMBRE	1	2.5	2.666666667	0.375	0.04761905	21
	24	DICIEMBRE	4	2.833333333	3.416666667	1.170731707	0.12698413	31.5
2017	25	ENERO	10	4	4	2.5	0.12698413	78.75
	26	FEBRERO	5	4	4.416666667	1.132075472	0.06349206	78.75
	27	MARZO	8	4.833333333	5.25	1.523809524	0.11111111	72
	28	ABRIL	6	5.666666667	5.916666667	1.014084507	0.0952381	63
	29	MAYO	4	6.166666667	6	0.666666667	0.06349206	63
	30	JUNIO	2	5.833333333	5.333333333	0.375	0.04761905	42
	31	JULIO	4	4.833333333	5	0.8	0.06349206	63
	32	AGOSTO	7	5.166666667	4.883333333	1.433447099	0.11111111	63
	33	SEPTIEMBRE		4.6	4.425	0	0.11111111	0
	34	OCTUBRE		4.25	4.291666667	0	0.03174603	0
	35	NOVIEMBRE		4.333333333	4.916666667	0	0.04761905	0
	36	DICIEMBRE		5.5	5.5	0	0.12698413	0

REFRIGERADORA (2015 - 2018)

AÑO	PERIODO	MES	IVE	PRONOSTICO DE VENTAS	VENTAS REALES	ERROR
2015	1	ENERO	0.1269841	2.537142857	2	0.53714286
	2	FEBRERO	0.0634921	1.332173913	1	0.33217391
	3	MARZO	0.1111111	2.442608696	2	0.4426087
	4	ABRIL	0.0952381	2.189068323	2	0.18906832
	5	MAYO	0.0634921	1.522981366	1	0.52298137
	6	JUNIO	0.047619	1.189937888	1	0.18993789
	7	JULIO	0.0634921	1.650186335	1	0.65018634
	8	AGOSTO	0.1111111	2.999130435	2	0.99913043
	9	SEPTIEMBRE	0.1111111	3.110434783	4	-0.88956522
	10	OCTUBRE	0.031746	0.920496894	1	-0.07950311
	11	NOVIEMBRE	0.047619	1.428447205	2	-0.5715528
	12	DICIEMBRE	0.1269841	3.936397516	4	-0.06360248
2016	13	ENERO	0.1269841	4.063602484	6	-1.93639752
	14	FEBRERO	0.0634921	2.095403727	3	-0.90459627
	15	MARZO	0.1111111	3.77826087	5	-1.22173913
	16	ABRIL	0.0952381	3.333913043	4	-0.66608696
	17	MAYO	0.0634921	2.28621118	3	-0.71378882
	18	JUNIO	0.047619	1.762360248	2	-0.23763975
	19	JULIO	0.0634921	2.413416149	3	-0.58658385
	20	AGOSTO	0.1111111	4.334782609	5	-0.66521739
	21	SEPTIEMBRE	0.1111111	4.446086957	3	1.44608696
	22	OCTUBRE	0.031746	1.302111801	1	0.3021118
	23	NOVIEMBRE	0.047619	2.000869565	1	1.00086957
	24	DICIEMBRE	0.1269841	5.462857143	4	1.46285714
2017	25	ENERO	0.1269841	7.598539403	10	-2.4014606
	26	FEBRERO	0.0634921	2.85863354	5	-2.14136646
	27	MARZO	0.1111111	5.113913043	8	-2.88608696
	28	ABRIL	0.0952381	4.478757764	6	-1.52124224
	29	MAYO	0.0634921	3.049440994	4	-0.95055901
	30	JUNIO	0.047619	2.334782609	2	0.33478261
	31	JULIO	0.0634921	3.176645963	4	-0.82335404
	32	AGOSTO	0.1111111	5.670434783	7	-1.32956522
	33	SEPTIEMBRE	0.1111111	5.78173913		
	34	OCTUBRE	0.031746	1.683726708		
	35	NOVIEMBRE	0.047619	2.573291925		
	36	DICIEMBRE	0.1269841	6.98931677		
2018	37	ENERO	0.1269841	7.116521739		
	38	FEBRERO	0.0634921	3.621863354		
	39	MARZO	0.1111111	6.449565217		
	40	ABRIL	0.0952381	5.623602484		
	41	MAYO	0.0634921	3.812670807		
	42	JUNIO	0.047619	2.907204969		
	43	JULIO	0.0634921	3.939875776		
	44	AGOSTO	0.1111111	7.006086957		
	45	SEPTIEMBRE	0.1111111	7.117391304		
	46	OCTUBRE	0.031746	2.065341615		
	47	NOVIEMBRE	0.047619	3.145714286		
	48	DICIEMBRE	0.1269841	8.515776398		

Método de Descomposición Clásica en Cocinas

AÑO	PERIODO	MES	COCINA	Y-MOVIL	Y-COMPUESTO	W	IVE	SERIE SIN ESTACIONALIZACION
2015	1	ENERO	3				0.09302326	32.25
	2	FEBRERO	3				0.08527132	35.18181818
	3	MARZO	2				0.0620155	32.25
	4	ABRIL	2				0.0620155	32.25
	5	MAYO	4				0.11627907	34.4
	6	JUNIO	2	2.66666667	2.75	0.72727273	0.0620155	32.25
	7	JULIO	4	2.83333333	2.83333333	1.41176471	0.11627907	34.4
	8	AGOSTO	3	2.83333333	2.75	1.09090909	0.07751938	38.7
	9	SEPTIEMBRE	1	2.66666667	2.66666667	0.375	0.02325581	43
	10	OCTUBRE	2	2.66666667	3.16666667	0.63157895	0.03875969	51.6
	11	NOVIEMBRE	10	3.66666667	3.83333333	2.60869565	0.1627907	61.42857143
	12	DICIEMBRE	4	4	4.41666667	0.90566038	0.10077519	39.69230769
2016	13	ENERO	9	4.83333333	5.25	1.71428571	0.09302326	96.75
	14	FEBRERO	8	5.66666667	6.08333333	1.31506849	0.08527132	93.81818182
	15	MARZO	6	6.5	6.83333333	0.87804878	0.0620155	96.75
	16	ABRIL	6	7.16666667	7.25	0.82758621	0.0620155	96.75
	17	MAYO	11	7.33333333	7.5	1.46666667	0.11627907	94.6
	18	JUNIO	6	7.66666667	7.83333333	0.76595745	0.0620155	96.75
	19	JULIO	11	8	7.91666667	1.38947368	0.11627907	94.6
	20	AGOSTO	7	7.83333333	7.5	0.93333333	0.07751938	90.3
	21	SEPTIEMBRE	2	7.16666667	6.91666667	0.28915663	0.02325581	86
	22	OCTUBRE	3	6.66666667	6.66666667	0.45	0.03875969	77.4
	23	NOVIEMBRE	11	6.66666667	6.91666667	1.59036145	0.1627907	67.57142857
	24	DICIEMBRE	9	7.16666667	7.41666667	1.21348315	0.10077519	89.30769231
2017	25	ENERO	14	7.66666667	8.16666667	1.71428571	0.09302326	150.5
	26	FEBRERO	13	8.66666667			0.08527132	152.4545455
	27	MARZO	9				0.0620155	145.125
	28	ABRIL	9				0.0620155	145.125
	29	MAYO	18				0.11627907	154.8
	30	JUNIO	9				0.0620155	145.125
	31	JULIO	17				0.11627907	146.2
	32	AGOSTO	11				0.07751938	141.9
	33	SEPTIEMBRE					0.02325581	0
	34	OCTUBRE					0.03875969	0
	35	NOVIEMBRE					0.1627907	0
	36	DICIEMBRE					0.10077519	0

COCINA (2015 - 2018)						
AÑO	PERIODO	MES	IVE	VENTAS PRONOSTICADAS	VENTAS REALES	ERROR
2015	1	ENERO	0.09302	2.577518482	3	-0.42248152
	2	FEBRERO	0.08527	2.635531773	3	-0.36446823
	3	MARZO	0.06202	2.115155106	2	0.11515511
	4	ABRIL	0.06202	2.313559831	2	0.31355983
	5	MAYO	0.11628	4.709933545	4	0.70993354
	6	JUNIO	0.06202	2.710369283	2	0.71036928
	7	JULIO	0.11628	5.453951266	4	1.45395127
	8	AGOSTO	0.07752	3.883973418	3	0.88397342
	9	SEPTIEMBRE	0.02326	1.239593798	1	0.2395938
	10	OCTUBRE	0.03876	2.189992616	2	0.18999262
	11	NOVIEMBRE	0.16279	9.718781393	10	-0.28121861
	12	DICIEMBRE	0.10078	6.33879616	4	2.33879616
2016	13	ENERO	0.09302	6.148803544	9	-2.85119646
	14	FEBRERO	0.08527	5.909209747	8	-2.09079025
	15	MARZO	0.06202	4.496011814	6	-1.50398819
	16	ABRIL	0.06202	4.69441654	6	-1.30558346
	17	MAYO	0.11628	9.174039873	11	-1.82596013
	18	JUNIO	0.06202	5.091225991	6	-0.90877401
	19	JULIO	0.11628	9.918057595	11	-1.08194241
	20	AGOSTO	0.07752	6.860044304	7	-0.1399557
	21	SEPTIEMBRE	0.02326	2.132415063	2	0.13241506
	22	OCTUBRE	0.03876	3.678028059	3	0.67802806
	23	NOVIEMBRE	0.16279	15.96853025	11	4.96853025
	24	DICIEMBRE	0.10078	10.20768831	9	1.20768831
2017	25	ENERO	0.09302	9.720088607	14	-4.27991139
	26	FEBRERO	0.08527	9.182887721	13	-3.81711228
	27	MARZO	0.06202	6.876868523	9	-2.12313148
	28	ABRIL	0.06202	7.075273248	9	-1.92472675
	29	MAYO	0.11628	13.6381462	18	-4.3618538
	30	JUNIO	0.06202	7.4720827	9	-1.5279173
	31	JULIO	0.11628	14.38216392	17	-2.61783608
	32	AGOSTO	0.07752	9.836115189	11	-1.16388481
	33	SEPTIEMBRE	0.02326	3.025236329		
	34	OCTUBRE	0.03876	5.166063502		
	35	NOVIEMBRE	0.16279	22.21827911		
	36	DICIEMBRE	0.10078	14.07658046		
2018	37	ENERO	0.09302	13.29137367		
	38	FEBRERO	0.08527	12.4565657		
	39	MARZO	0.06202	9.257725231		
	40	ABRIL	0.06202	9.456129957		
	41	MAYO	0.11628	18.10225253		
	42	JUNIO	0.06202	9.852939408		
	43	JULIO	0.11628	18.84627025		
	44	AGOSTO	0.07752	12.81218607		
	45	SEPTIEMBRE	0.02326	3.918057595		
	46	OCTUBRE	0.03876	6.654098945		
	47	NOVIEMBRE	0.16279	28.46802797		
	48	DICIEMBRE	0.10078	17.94547261		

Método de descomposición clásica para televisores.

AÑO	PERIODO	MES	COCINA	Y-MOVIL	Y-COMPUESTO	W	IVE	SERIE SIN ESTACIONALIZACION
2015	1	ENERO	2				0.07692308	26
	2	FEBRERO	2				0.06593407	30.33333333
	3	MARZO	1				0.03296703	30.33333333
	4	ABRIL	2				0.06593407	30.33333333
	5	MAYO	2				0.06593407	30.33333333
	6	JUNIO	2	1.833333333	1.916666667	1.04347826	0.07692308	26
	7	JULIO	3	2	2.083333333	1.44	0.12087912	24.81818182
	8	AGOSTO	3	2.166666667	2.5	1.2	0.13186813	22.75
	9	SEPTIEMBRE	5	2.833333333	2.75	1.81818182	0.10989011	45.5
	10	OCTUBRE	1	2.666666667	2.583333333	0.38709677	0.05494505	18.2
	11	NOVIEMBRE	1	2.5	2.833333333	0.35294118	0.03296703	30.33333333
	12	DICIEMBRE	6	3.166666667	3.333333333	1.8	0.16483516	36.4
2016	13	ENERO	5	3.5	3.583333333	1.39534884	0.07692308	65
	14	FEBRERO	4	3.666666667	3.416666667	1.17073171	0.06593407	60.66666667
	15	MARZO	2	3.166666667	3.416666667	0.58536585	0.03296703	60.66666667
	16	ABRIL	4	3.666666667	3.916666667	1.0212766	0.06593407	60.66666667
	17	MAYO	4	4.166666667	4.083333333	0.97959184	0.06593407	60.66666667
	18	JUNIO	5	4	4.25	1.17647059	0.07692308	65
	19	JULIO	8	4.5	4.916666667	1.62711864	0.12087912	66.18181818
	20	AGOSTO	9	5.333333333	5.583333333	1.6119403	0.13186813	68.25
	21	SEPTIEMBRE	5	5.833333333	5.833333333	0.85714286	0.10989011	45.5
	22	OCTUBRE	4	5.833333333	5.666666667	0.70588235	0.05494505	72.8
	23	NOVIEMBRE	2	5.5	5.833333333	0.34285714	0.03296703	60.66666667
	24	DICIEMBRE	9	6.166666667	6.166666667	1.45945946	0.16483516	54.6
2017	1	ENERO	8	6.166666667	5.916666667	1.35211268	0.07692308	104
	2	FEBRERO	6	5.666666667	5.5	1.09090909	0.06593407	91
	3	MARZO	3	5.333333333	5.5	0.54545455	0.03296703	91
	4	ABRIL	6	5.666666667	6	1	0.06593407	91
	5	MAYO	6	6.333333333	6.166666667	0.97297297	0.06593407	91
	6	JUNIO	7	6	6.333333333	1.10526316	0.07692308	91
	7	JULIO	12	6.666666667			0.12087912	99.27272727
	8	AGOSTO	14				0.13186813	106.1666667
	9	SEPTIEMBRE					0.10989011	
	10	OCTUBRE					0.05494505	
	11	NOVIEMBRE					0.03296703	
	12	DICIEMBRE					0.16483516	

TV (2015 - 2018)						
AÑO	PERIODO	MES	IVE	VENTAS PRONOSTICADAS	VENTAS REALES	ERROR
2015	1	ENERO	0.0769231	1.703090909	2	-0.29690909
	2	FEBRERO	0.0659341	1.59372332	2	-0.40627668
	3	MARZO	0.032967	0.863827216	1	-0.13617278
	4	ABRIL	0.0659341	1.861585545	2	-0.13841446
	5	MAYO	0.0659341	1.995516657	2	-0.00448334
	6	JUNIO	0.0769231	2.484355731	2	0.48435573
	7	JULIO	0.1208791	4.14952795	3	1.14952795
	8	AGOSTO	0.1318681	4.794619989	3	1.79461999
	9	SEPTIEMBRE	0.1098901	4.218735178	5	-0.78126482
	10	OCTUBRE	0.0549451	2.220976849	1	1.22097685
	11	NOVIEMBRE	0.032967	1.399551666	1	0.39955167
	12	DICIEMBRE	0.1648352	7.33258611	6	1.33258611
2016	13	ENERO	0.0769231	3.578126482	5	-1.42187352
	14	FEBRERO	0.0659341	3.200896669	4	-0.79910333
	15	MARZO	0.032967	1.66741389	2	-0.33258611
	16	ABRIL	0.0659341	3.468758893	4	-0.53124111
	17	MAYO	0.0659341	3.602690006	4	-0.39730999
	18	JUNIO	0.0769231	4.359391304	5	-0.6406087
	19	JULIO	0.1208791	7.096012422	8	-0.90398758
	20	AGOSTO	0.1318681	8.008966685	9	-0.99103331
	21	SEPTIEMBRE	0.1098901	6.897357425	5	1.89735743
	22	OCTUBRE	0.0549451	3.560287973	4	-0.43971203
	23	NOVIEMBRE	0.032967	2.20313834	2	0.20313834
	24	DICIEMBRE	0.1648352	11.35051948	9	2.35051948
2017	25	ENERO	0.0769231	5.453162055	8	-2.54683794
	26	FEBRERO	0.0659341	4.808070017	6	-1.19192998
	27	MARZO	0.032967	2.471000565	3	-0.52899944
	28	ABRIL	0.0659341	5.075932242	6	-0.92406776
	29	MAYO	0.0659341	5.209863354	6	-0.79013665
	30	JUNIO	0.0769231	6.234426877	7	-0.76557312
	31	JULIO	0.1208791	10.04249689	12	-1.95750311
	32	AGOSTO	0.1318681	11.22331338	14	-2.77668662
	33	SEPTIEMBRE	0.1098901	9.575979673		
	34	OCTUBRE	0.0549451	4.899599097		
	35	NOVIEMBRE	0.032967	3.006725014		
	36	DICIEMBRE	0.1648352	15.36845285		
2018	37	ENERO	0.0769231	7.328197628		
	38	FEBRERO	0.0659341	6.415243365		
	39	MARZO	0.032967	3.274587239		
	40	ABRIL	0.0659341	6.68310559		
	41	MAYO	0.0659341	6.817036702		
	42	JUNIO	0.0769231	8.109462451		
	43	JULIO	0.1208791	12.98898137		
	44	AGOSTO	0.1318681	14.43766008		
	45	SEPTIEMBRE	0.1098901	12.25460192		
	46	OCTUBRE	0.0549451	6.23891022		
	47	NOVIEMBRE	0.032967	3.810311688		
	48	DICIEMBRE	0.1648352	19.38638622		

Método de variables categóricas

VARIABLES CATEGÓRICAS DE REFRIGERADORA														
	MES	VENTAS	PERIODO T	Q1	Q2	Q3	Q4	Q5	Q6	Q7	Q8	Q9	Q10	Q11
2015	ENERO	2	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	FEBRERO	1	2	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	MARZO	2	3	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0
	ABRIL	2	4	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
	MAYO	1	5	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0
	JUNIO	1	6	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0
	JULIO	1	7	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0
	AGOSTO	2	8	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
	SEPTIEMBRE	4	9	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0
	OCTUBRE	1	10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0
	NOVIEMBRE	2	11	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
	DICIEMBRE	4	12	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2016	ENERO	6	13	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	FEBRERO	3	14	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	MARZO	5	15	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0
	ABRIL	4	16	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
	MAYO	3	17	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0
	JUNIO	2	18	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0
	JULIO	3	19	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0
	AGOSTO	5	20	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
	SEPTIEMBRE	3	21	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0
	OCTUBRE	1	22	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0
	NOVIEMBRE	1	23	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
	DICIEMBRE	4	24	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

		Coefficientes	Error típico	Estadístico t	Probabilidad T <0.05	Inferior 95%	Superior 95%	Inferior 95.0%	Superior 95.0%
	Intercepción	1.875	1.0724247	1.74837453	0.01	-0.485390809	4.23539	-0.4854	4.235390809
Variable X 1	T	0.118055556	0.0390037	3.02677771	0.01	0.032208972	0.2039	0.0322	0.203902139
Variable X 2	Q1	1.298611111	1.2241201	1.06085273	0.03	-1.395658994	3.99288	-1.3957	3.992881216
Variable X 3	Q2	-0.81944444	1.2110008	-0.6766672	0.01	-3.48483917	1.84595	-3.4848	1.845950282
Variable X 4	Q3	0.5625	1.1990072	0.46913812	0.05	-2.076497151	3.2015	-2.0765	3.201497151
Variable X 5	Q4	-0.05555556	1.1881736	-0.0467571	0.01	-2.67070797	2.5596	-2.6707	2.559596859
Variable X 6	Q5	-1.17361111	1.1785318	-0.9958248	0.03	-3.76754203	1.42032	-3.7675	1.420319808
Variable X 7	Q6	-1.79166667	1.1701113	-1.5311934	0.02	-4.367064179	0.78373	-4.3671	0.783730845
Variable X 8	Q7	-1.40972222	1.1629386	-1.2122069	0.03	-3.969332808	1.14989	-3.9693	1.149888363
Variable X 9	Q8	-0.02777778	1.157037	-0.0240077	0.01	-2.574398996	2.51884	-2.5744	2.51884344
Variable X 10	Q9	-0.14583333	1.1524259	-0.1265446	0.01	-2.682305721	2.39064	-2.6823	2.390639055
Variable X 11	Q10	-2.76388889	1.149121	-2.40522	0.03	-5.29308718	-0.23469	-5.2931	-0.234690598
Variable X 12	Q11	-2.38194444	1.1471335	-2.0764318	0.02	-4.906768218	0.14288	-4.9068	0.142879329

REFRIGERADORA (2015 - 2018)					
PERIODO T	MES	Qt	VENTAS PRONOSTICADAS	VENTAS REALES	ERROR
1	ENERO	1.2986	3.291666667	2	1.29166667
2	FEBRERO	-0.8194	1.291666667	1	0.29166667
3	MARZO	0.5625	2.791666667	2	0.79166667
4	ABRIL	-0.0556	2.291666667	2	0.29166667
5	MAYO	-1.1736	1.291666667	1	0.29166667
6	JUNIO	-1.7917	0.791666667	1	-0.20833333
7	JULIO	-1.4097	1.291666667	1	0.29166667
8	AGOSTO	-0.0278	2.791666667	2	0.79166667
9	SEPTIEMBRE	-0.1458	2.791666667	4	-1.20833333
10	OCTUBRE	-2.7639	0.291666667	1	-0.70833333
11	NOVIEMBRE	-2.3819	0.791666667	2	-1.20833333
12	DICIEMBRE	0	3.291666667	4	-0.70833333
13	ENERO	1.2986	4.708333333	6	-1.29166667
14	FEBRERO	-0.8194	2.708333333	3	-0.29166667
15	MARZO	0.5625	4.208333333	5	-0.79166667
16	ABRIL	-0.0556	3.708333333	4	-0.29166667
17	MAYO	-1.1736	2.708333333	3	-0.29166667
18	JUNIO	-1.7917	2.208333333	2	0.20833333
19	JULIO	-1.4097	2.708333333	3	-0.29166667
20	AGOSTO	-0.0278	4.208333333	5	-0.79166667
21	SEPTIEMBRE	-0.1458	4.208333333	3	1.20833333
22	OCTUBRE	-2.7639	1.708333333	1	0.70833333
23	NOVIEMBRE	-2.3819	2.208333333	1	1.20833333
24	DICIEMBRE	0	4.708333333	4	0.70833333
25	ENERO	1.2986	7.453254543	10	-2.54674546
26	FEBRERO	-0.8194	4.125	5	-0.875
27	MARZO	0.5625	5.625	8	-2.375
28	ABRIL	-0.0556	5.125	6	-0.875
29	MAYO	-1.1736	4.125	4	0.125
30	JUNIO	-1.7917	3.625	2	1.625
31	JULIO	-1.4097	4.125	4	0.125
32	AGOSTO	-0.0278	5.625	7	-1.375
33	SEPTIEMBRE	-0.1458	5.625		
34	OCTUBRE	-2.7639	3.125		
35	NOVIEMBRE	-2.3819	3.625		
36	DICIEMBRE	0	6.125		
37	ENERO	1.2986	7.541666667		
38	FEBRERO	-0.8194	5.541666667		
39	MARZO	0.5625	7.041666667		
40	ABRIL	-0.0556	6.541666667		
41	MAYO	-1.1736	5.541666667		
42	JUNIO	-1.7917	5.041666667		
43	JULIO	-1.4097	5.541666667		
44	AGOSTO	-0.0278	7.041666667		
45	SEPTIEMBRE	-0.1458	7.041666667		
46	OCTUBRE	-2.7639	4.541666667		
47	NOVIEMBRE	-2.3819	5.041666667		
48	DICIEMBRE	0	7.541666667		

COCINA														
AÑO	MES	VENTAS	T	Q1	Q2	Q3	Q4	Q5	Q6	Q7	Q8	Q9	Q10	Q11
2015	ENERO	3	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	FEBRERO	3	2	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	MARZO	2	3	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0
	ABRIL	2	4	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
	MAYO	4	5	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0
	JUNIO	2	6	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0
	JULIO	4	7	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0
	AGOSTO	3	8	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
	SEPTIEMBRE	1	9	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0
	OCTUBRE	2	10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0
	NOVIEMBRE	10	11	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
	DICIEMBRE	4	12	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2016	ENERO	9	13	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	FEBRERO	8	14	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	MARZO	6	15	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0
	ABRIL	6	16	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
	MAYO	11	17	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0
	JUNIO	6	18	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0
	JULIO	11	19	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0
	AGOSTO	7	20	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
	SEPTIEMBRE	2	21	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0
	OCTUBRE	3	22	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0
	NOVIEMBRE	11	23	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
	DICIEMBRE	9	24	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

TELEVISOR														
AÑO	MES	VENTAS	T	Q1	Q2	Q3	Q4	Q5	Q6	Q7	Q8	Q9	Q10	Q11
2015	ENERO	2	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	FEBRERO	2	2	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	MARZO	1	3	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0
	ABRIL	2	4	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
	MAYO	2	5	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0
	JUNIO	2	6	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0
	JULIO	3	7	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0
	AGOSTO	3	8	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
	SEPTIEMBRE	5	9	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0
	OCTUBRE	1	10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0
	NOVIEMBRE	1	11	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
	DICIEMBRE	6	12	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2016	ENERO	5	13	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	FEBRERO	4	14	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	MARZO	2	15	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0
	ABRIL	4	16	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
	MAYO	4	17	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0
	JUNIO	5	18	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0
	JULIO	8	19	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0
	AGOSTO	9	20	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
	SEPTIEMBRE	5	21	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0
	OCTUBRE	4	22	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0
	NOVIEMBRE	2	23	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
	DICIEMBRE	9	24	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

TV (2015 - 2018)					
PERIODO T	MES	Qt	VENTAS PRONOSTICADAS	VENTAS REALES	ERROR
1	ENERO	-1.63194	2.208333333	2	0.20833333
2	FEBRERO	-2.34722	1.708333333	2	-0.29166667
3	MARZO	-4.0625	0.208333333	1	-0.79166667
4	ABRIL	-2.77778	1.708333333	2	-0.29166667
5	MAYO	-2.99306	1.708333333	2	-0.29166667
6	JUNIO	-2.70833	2.208333333	2	0.20833333
7	JULIO	-0.92361	4.208333333	3	1.20833333
8	AGOSTO	-0.63889	4.708333333	3	1.70833333
9	SEPTIEMBRE	-1.85417	3.708333333	5	-1.29166667
10	OCTUBRE	-4.56944	1.208333333	1	0.20833333
11	NOVIEMBRE	-5.78472	0.208333333	1	-0.79166667
12	DICIEMBRE	0	6.208333333	6	0.20833333
13	ENERO	-1.63194	4.791666667	5	-0.20833333
14	FEBRERO	-2.34722	4.291666667	4	0.29166667
15	MARZO	-4.0625	2.791666667	2	0.79166667
16	ABRIL	-2.77778	4.291666667	4	0.29166667
17	MAYO	-2.99306	4.291666667	4	0.29166667
18	JUNIO	-2.70833	4.791666667	5	-0.20833333
19	JULIO	-0.92361	6.791666667	8	-1.20833333
20	AGOSTO	-0.63889	7.291666667	9	-1.70833333
21	SEPTIEMBRE	-1.85417	6.291666667	5	1.29166667
22	OCTUBRE	-4.56944	3.791666667	4	-0.20833333
23	NOVIEMBRE	-5.78472	2.791666667	2	0.79166667
24	DICIEMBRE	0	8.791666667	9	-0.20833333
25	ENERO	-1.63194	7.375	8	-0.625
26	FEBRERO	-2.34722	6.875	6	0.875
27	MARZO	-4.0625	5.375	3	2.375
28	ABRIL	-2.77778	6.875	6	0.875
29	MAYO	-2.99306	6.875	6	0.875
30	JUNIO	-2.70833	7.375	7	0.375
31	JULIO	-0.92361	9.375	12	-2.625
32	AGOSTO	-0.63889	11.875	14	-2.125
33	SEPTIEMBRE	-1.85417	8.875		
34	OCTUBRE	-4.56944	6.375		
35	NOVIEMBRE	-5.78472	5.375		
36	DICIEMBRE	0	11.375		
37	ENERO	-1.63194	9.958333333		
38	FEBRERO	-2.34722	9.458333333		
39	MARZO	-4.0625	7.958333333		
40	ABRIL	-2.77778	9.458333333		
41	MAYO	-2.99306	9.458333333		
42	JUNIO	-2.70833	9.958333333		
43	JULIO	-0.92361	11.958333333		
44	AGOSTO	-0.63889	12.458333333		
45	SEPTIEMBRE	-1.85417	11.458333333		
46	OCTUBRE	-4.56944	8.958333333		
47	NOVIEMBRE	-5.78472	7.958333333		
48	DICIEMBRE	0	13.958333333		

Anexo 7: Matriz de evidencias interna para la discusión

Tabla 43

Matriz de evidencias internas para la discusión para el electrodoméstico refrigeradora

PRODUCTO	METODO	INDICADOR CRITICO	RANGO	RESULTADO	INTERPRETACIÓN
REFRIGERADORA	Descomposición Clásica	Coef. Variación	De 0 a 1	65.80%	Es cercano a 1, por lo que hay mucha variabilidad entre los datos y para estimar la demanda se necesitan aplicar métodos de previsión con base cuantitativa
		IVE Total	1	1	Es igual a 1, por lo que su cálculo fue el correcto
		Coef. Correlación	De - 1 a 1	0.58	Está dentro del rango, por lo que sí hay correlación entre los datos
		Coef. De Determinación Ajustado	De 0 a 1	0.3	Está dentro del rango, por lo que el modelo es significativo
		Valor Crítico de F	Menor a 0.05	0.0029	Es menor que el porcentaje de error total (95% de confianza), por lo que el modelo es significativo
		Probabilidad de Coef. De Intercepción	Menor a 0.05	0.00002	Es menor que el porcentaje de error total (95% de confianza), por lo que el modelo es significativo
		Probabilidad de Variable Independiente	Menor a 0.05	0.002	Es menor que el porcentaje de error total (95% de confianza), por lo que el modelo es significativo
	Variables Categóricas	Coef. Variación	De 0 a 1	65.80%	Es cercano a 1, por lo que hay mucha variabilidad entre los datos y para estimar la demanda se necesitan aplicar métodos de previsión con base cuantitativa
		IVE Total	De 0 a 1	1	Es igual a 1, por lo que su cálculo fue el correcto
		Coef. Correlación	De - 1 a 1	0.84	Está dentro del rango, por lo que sí hay correlación entre los datos
		Coef. De Determinación Ajustado	De 0 a 1	0.41	Está dentro del rango, por lo que el modelo es significativo
		Valor Crítico de F	Menor a 0.05	0.04	Es menor que el porcentaje de error total (95% de confianza), por lo que el modelo es significativo
		Probabilidad de Coef. De Intercepción	Menor a 0.05	0.01	Es menor que el porcentaje de error total (95% de confianza), por lo que el modelo es significativo
		Probabilidad de Variable Independiente	Menor a 0.05	0.02	Es menor que el porcentaje de error total (95% de confianza), por lo que el modelo es significativo
	Hold - Winters	Durbin - Watson	De 0 a 4	1.83	Esta dentro del rango y es cercano a 2, por lo que el modelo arrojará el resultado más óptimo
		U de Theil	De 0 a 1	0.79	Está dentro del rango, por lo que el modelo presenta un alto grado de exactitud en sus resultados
		Alfa	De 0 a 1	0.03	El parámetro de suavización es válido, dado que está dentro del rango
		Beta	De 0 a 1	0.001	El parámetro de suavización es válido, dado que está dentro del rango
		Gamma	De 0 a 1	0.99	El parámetro de suavización es válido, dado que está dentro del rango
	Tendencia Desechada	Durbin - Watson	De 0 a 4	1.77	Esta dentro del rango y es cercano a 2, por lo que el modelo arrojará el resultado más óptimo
		U de Theil	De 0 a 1	0.79	Está dentro del rango, por lo que el modelo presenta un alto grado de exactitud en sus resultados
		Alfa	De 0 a 1	0.0048	El parámetro de suavización es válido, dado que está dentro del rango
		Beta	De 0 a 1	0.84	El parámetro de suavización es válido, dado que está dentro del rango
		Gamma	De 0 a 1	0.99	El parámetro de suavización es válido, dado que está dentro del rango
		Phi	De 0 a 1	0.99	El parámetro de suavización es válido, dado que está dentro del rango

Tabla 44

Matriz de evidencias internas para la discusión para el electrodoméstico cocina

PRODUCTO	METODO	INDICADOR CRITICO	RANGO	RESULTADO	INTERPRETACIÓN
COCINA	Descomposición Clásica	Coef. Variación	De 0 a 1	64.19%	Es cercano a 1, por lo que hay mucha variabilidad entre los datos y para estimar la demanda se necesitan aplicar métodos de previsión con base cuantitativa
		IVE Total	1	1	Es igual a 1, por lo que su cálculo fue el correcto
		Coef. Correlación	De - 1 a 1	0.82	Está dentro del rango, por lo que si hay correlación entre los datos
		Coef. De Determinación Ajustado	De 0 a 1	0.65	Está dentro del rango, por lo que el modelo es significativo
		Valor Crítico de F	Menor a 0.05	0.0029	Es menor que el porcentaje de error total (95% de confianza), por lo que el modelo es significativo
		Probabilidad de Coef. De Intercepción	Menor a 0.05	0.0015	Es menor que el porcentaje de error total (95% de confianza), por lo que el modelo es significativo
		Probabilidad de Variable Independiente	Menor a 0.05	0.00009	Es menor que el porcentaje de error total (95% de confianza), por lo que el modelo es significativo
	Variables Categóricas	Coef. Variación	De 0 a 1	65.80%	Es cercano a 1, por lo que hay mucha variabilidad entre los datos y para estimar la demanda se necesitan aplicar métodos de previsión con base cuantitativa
		IVE Total	De 0 a 1	1	Es igual a 1, por lo que su cálculo fue el correcto
		Coef. Correlación	De - 1 a 1	0.94	Está dentro del rango, por lo que si hay correlación entre los datos
		Coef. De Determinación Ajustado	De 0 a 1	0.79	Está dentro del rango, por lo que el modelo es significativo
		Valor Crítico de F	Menor a 0.05	0.0006	Es menor que el porcentaje de error total (95% de confianza), por lo que el modelo es significativo
		Probabilidad de Coef. De Intercepción	Menor a 0.05	0.049	Es menor que el porcentaje de error total (95% de confianza), por lo que el modelo es significativo
		Probabilidad de Variable Independiente	Menor a 0.05	0.00039	Es menor que el porcentaje de error total (95% de confianza), por lo que el modelo es significativo
		Probabilidad de variables categóricas	Menor a 0.05	Todas menores a 0.05	Es menor que el porcentaje de error total (95% de confianza), por lo que el modelo es significativo
	Hold - Winters	Durbin - Watson	De 0 a 4	1.56	Está dentro del rango y es cercano a 2, por lo que el modelo arrojará el resultado más óptimo
		U de Theil	De 0 a 1	0.72	Está dentro del rango, por lo que el modelo presenta un alto grado de exactitud en sus resultados
		Alfa	De 0 a 1	0.7	El parámetro de suavización es válido, dado que está dentro del rango
		Beta	De 0 a 1	0.2	El parámetro de suavización es válido, dado que está dentro del rango
		Gamma	De 0 a 1	0.1	El parámetro de suavización es válido, dado que está dentro del rango
	Tendencia Desechada	Durbin - Watson	De 0 a 4	1.83	Está dentro del rango y es cercano a 2, por lo que el modelo arrojará el resultado más óptimo
		U de Theil	De 0 a 1	0.66	Está dentro del rango, por lo que el modelo presenta un alto grado de exactitud en sus resultados
		Alfa	De 0 a 1	0.91	El parámetro de suavización es válido, dado que está dentro del rango
		Beta	De 0 a 1	0.99	El parámetro de suavización es válido, dado que está dentro del rango
		Gamma	De 0 a 1	0.99	El parámetro de suavización es válido, dado que está dentro del rango
		Phi	De 0 a 1	0.1	El parámetro de suavización es válido, dado que está dentro del rango

Tabla 45

Matriz de evidencias internas para la discusión para el electrodoméstico televisores

PRODUCTO	METODO	INDICADOR CRITICO	RANGO	RESULTADO	INTERPRETACIÓN
TELEVISOR	Descomposición Clásica	Coef. Variación	De 0 a 1	66.51%	Es cercano a 1, por lo que hay mucha variabilidad entre los datos y para estimar la demanda se necesitan aplicar métodos de previsión con base cuantitativa
		IVE Total	1	1	Es igual a 1, por lo que su cálculo fue el correcto
		Coef. Correlación	De - 1 a 1	0.8	Está dentro del rango, por lo que sí hay correlación entre los datos
		Coef. De Determinación Ajustado	De 0 a 1	0.64	Está dentro del rango, por lo que el modelo es significativo
		Valor Crítico de F	Menor a 0.05	0.00002	Es menor que el porcentaje de error total (95% de confianza), por lo que el modelo es significativo
		Probabilidad de Coef. De Intercepción	Menor a 0.05	0.0002	Es menor que el porcentaje de error total (95% de confianza), por lo que el modelo es significativo
		Probabilidad de Variable Independiente	Menor a 0.05	0.00002	Es menor que el porcentaje de error total (95% de confianza), por lo que el modelo es significativo
	Variables Categóricas	Coef. Variación	De 0 a 1	65.80%	Es cercano a 1, por lo que hay mucha variabilidad entre los datos y para estimar la demanda se necesitan aplicar métodos de previsión con base cuantitativa
		IVE Total	De 0 a 1	1	Es igual a 1, por lo que su cálculo fue el correcto
		Coef. Correlación	De - 1 a 1	0.93	Está dentro del rango, por lo que sí hay correlación entre los datos
		Coef. De Determinación Ajustado	De 0 a 1	0.75	Está dentro del rango, por lo que el modelo es significativo
		Valor Crítico de F	Menor a 0.05	0.0016	Es menor que el porcentaje de error total (95% de confianza), por lo que el modelo es significativo
		Probabilidad de Coef. De Intercepción	Menor a 0.05	0.0074	Es menor que el porcentaje de error total (95% de confianza), por lo que el modelo es significativo
		Probabilidad de Variable Independiente	Menor a 0.05	0.0002	Es menor que el porcentaje de error total (95% de confianza), por lo que el modelo es significativo
		Probabilidad de variables categóricas	Menor a 0.05	Todas menores a 0.05	Es menor que el porcentaje de error total (95% de confianza), por lo que el modelo es significativo
	Hold - Winters	Durbin - Watson	De 0 a 4	1.9	Está dentro del rango y es cercano a 2, por lo que el modelo arrojará el resultado más óptimo
		U de Theil	De 0 a 1	0.63	Está dentro del rango, por lo que el modelo presenta un alto grado de exactitud en sus resultados
		Alfa	De 0 a 1	0.14	El parámetro de suavización es válido, dado que está dentro del rango
		Beta	De 0 a 1	0.001	El parámetro de suavización es válido, dado que está dentro del rango
		Gamma	De 0 a 1	0.001	El parámetro de suavización es válido, dado que está dentro del rango
	Tendencia Desechada	Durbin - Watson	De 0 a 4	1.72	Está dentro del rango y es cercano a 2, por lo que el modelo arrojará el resultado más óptimo
		U de Theil	De 0 a 1	0.46	Está dentro del rango, por lo que el modelo presenta un alto grado de exactitud en sus resultados
		Alfa	De 0 a 1	0.03	El parámetro de suavización es válido, dado que está dentro del rango
		Beta	De 0 a 1	0.12	El parámetro de suavización es válido, dado que está dentro del rango
Gamma		De 0 a 1	0.99	El parámetro de suavización es válido, dado que está dentro del rango	
Phi		De 0 a 1	0.99	El parámetro de suavización es válido, dado que está dentro del rango	

Matriz de evidencias externa para la discusión

Tabla 46

Matriz de evidencias externas para la discusión

Autor (Año)	OBJETIVO	MEJOR MÉTODO	PRODUCTOS / INTERVALO DE TIEMPO	ERROR	
Mayta (2016)	Determinar el mejor método de pronóstico para mejorar las ventas de una empresa de productos de línea blanca	HOLT - WINTERS	HELADORAS	MAD	446
				MAPE	12.50%
		SUAIVIZACIÓN EXPONENCIAL SIMPLE	COCINA	MAD	687.58
				MAPE	29.50%
		HOLT - WINTERS	LAVARROPA	MAD	622
				MAPE	32.37%
HOLT - WINTERS	TELEVISORES	MAD	640		
		MAPE	32.14%		
Peralta (2017)	Determinar el mejor método de pronóstico para estimar las ventas de la empresa Ajinomoto	HOLT - WINTERS	GMS 1,5 G	MSE	1.19
				MAPE	11.68%
				DMA	0.73
		DESCOMPOSICIÓN MULTIPLICATIVA	GMS 8 G	MSE	0.14
				MAPE	8.21%
				DMA	0.27
		SUAIVIZACIÓN EXPONENCIAL SIMPLE	GMS 27 G	MSE	0.272
				MAPE	3.18%
				DMA	0.44
		DESCOMPOSICIÓN MULTIPLICATIVA	GMS 1KG	MSE	2.16
				MAPE	9.14%
				DMA	0.88
Ariza (2013)	Determinar el mejor método de pronóstico para estimar la demanda de una empresa de Energía Eléctrica	HOLT - WINTERS	CORTO PLAZO	MAD	0.47
				MAPE	76.83%
				MSE	0.32
		HOLT - WINTERS	MEDIANO PLAZO	MAPE	38.30%
				DMA	0.45
		REDES NEURONALES	LARGO PLAZO	R ²	0.9925
Ponce (2015)	Determinar el mejor método de pronóstico para calcular la demanda de placas digitales según diferentes intervalos de tiempo	BOX - JENKINS	CORTO PLAZO	MAPE	3.67%
		HOLT - WINTERS	MEDIANO PLAZO	MAPE	4.46%
		REDES NEURONALES	LARGO PLAZO	MAPE	4.12%
Corres, Passoni, Zárate y Esteban (2014)	Determinar el mejor método de pronóstico para estimar la demanda de una empresa de conservas	BOX - JENKINS	Período Mensual	MAPE	56.90%
			Período Trimestral	MAPE	25.60%
Galarreta (2015)	Determinar el pronostico de demanda a traves del método asociativo de regresión lineal para la venta de cuyes	REGRESIÓN LINEAL	CUYES	R ²	0.82
				CRITICO DE F	0.000005%
				DURBIN - WATSON	1.85
				PROBABILIDAD T	0.0000046%
MENDEZ (2013)	Determinar el pronostico de demanda para productos de ambientes con alta variabilidad	SUAIVIZACION EXPONENCIAL SIMPLE	POLIVINILO	MAPE	2.30%

Anexo 8: Validación de los instrumentos



INFORME DE OPINIÓN DE EXPERTOS DEL INSTRUMENTO DE INVESTIGACIÓN

I. DATOS GENERALES:

- I.1. Apellidos y nombres del informante: Dr. Mg.: Paea Pantigoso, F. Romeo
 I.2. Cargo e Institución donde labora: Docente TP UCV
 I.3. Especialidad del experto: Método logot (Estadística)
 I.4. Nombre del Instrumento motivo de la evaluación: Ficha de registro de pronóstico de la demanda
 I.5. Autor del instrumento: Beraldo Stephano Obrea Nacichuanay

II. ASPECTOS DE VALIDACIÓN E INFORME:

INDICADORES	CRITERIOS	Deficiente 0-20%	Regular 21-40%	Bueno 41-60%	Muy bueno 61-80%	Excelente 81-100%
CLARIDAD	Esta formulado con lenguaje apropiado					
OBJETIVIDAD	Esta expresado de manera coherente y lógica					
PERTINENCIA	Responde a las necesidades internas y externas de la investigación.					
ACTUALIDAD	Esta adecuado para valorar aspectos y estrategias de mejora.....					
ORGANIZACIÓN	Comprende los aspectos en calidad y claridad.					
SUFICIENCIA	Tiene coherencia entre indicadores y las dimensiones.					
INTENCIONALIDAD	Estima las estrategias que responda al propósito de la investigación					
CONSISTENCIA	Considera que los ítems utilizados en este instrumento son todos y cada uno propios del campo que se esta investigando.					
COHERENCIA	Considera la estructura del presente instrumento adecuado al tipo de usuario a quienes se dirige el instrumento					
METODOLOGÍA	Considera que los ítems miden lo que pretende medir.					
PROMEDIO DE VALORACIÓN						90%

III. OPINIÓN DE APLICACIÓN:

¿Qué aspectos tendría que modificar, incrementar o suprimir en los instrumentos de investigación?

.....

.....

IV. PROMEDIO DE VALORACION:

90%

San Juan de Lurigancho, de del 2017



 Firma de experto informante
 DNI: 01212856.....

INFORME DE OPINIÓN DE EXPERTOS DEL INSTRUMENTO DE INVESTIGACIÓN

I. DATOS GENERALES:

- I.1. Apellidos y nombres del informante: Dr./Mg.: DANIEL CONDEMAS CONOCHA
 I.2. Cargo e Institución donde labora: DOCENTE UCV - ESPE
 I.3. Especialidad del experto: MAESTRO EN INVESTIGACION
 I.4. Nombre del Instrumento motivo de la evaluación: Ficha de registro
 I.5. Autor del instrumento: Beraldina Stephanie Ohera Cuñakamay

II. ASPECTOS DE VALIDACIÓN E INFORME:

INDICADORES	CRITERIOS	Deficiente 0-20%	Regular 21-40%	Bueno 41-60%	Muy bueno 61-80%	Excelent e 81-100%
CLARIDAD	Esta formulado con lenguaje apropiado				75%	
OBJETIVIDAD	Esta expresado de manera coherente y lógica				75%	
PERTINENCIA	Responde a las necesidades internas y externas de la investigación.				75%	
ACTUALIDAD	Esta adecuado para valorar aspectos y estrategias de mejora.....				75%	
ORGANIZACIÓN	Comprende los aspectos en calidad y claridad.				75%	
SUFICIENCIA	Tiene coherencia entre indicadores y las dimensiones.				75%	
INTENCIONALIDAD	Estima las estrategias que responda al propósito de la investigación				75%	
CONSISTENCIA	Considera que los ítems utilizados en este instrumento son todos y cada uno propios del campo que se esta investigando.				75%	
COHERENCIA	Considera la estructura del presente instrumento adecuado al tipo de usuario a quienes se dirige el instrumento				75%	
METODOLOGÍA	Considera que los ítems miden lo que pretende medir.				75%	
PROMEDIO DE VALORACIÓN					75%	

III. OPINIÓN DE APLICACIÓN:

¿Qué aspectos tendría que modificar, incrementar o suprimir en los instrumentos de investigación?

5. aplicable

IV. PROMEDIO DE VALORACION:

75%

San Juan de Lurigancho, 30 de 11 del 2017

Firma de experto informante
DNI: 07779632

INFORME DE OPINIÓN DE EXPERTOS DEL INSTRUMENTO DE INVESTIGACIÓN

I. DATOS GENERALES:

- L1. Apellidos y nombres del informante: Dr./Mg.: Gerardo La Rosa Cerro
 L2. Cargo e Institución donde labora: Secretario Académico
 L3. Especialidad del experto: Educación
 L4. Nombre del Instrumento motivo de la evaluación: _____
 L5. Autor del instrumento: _____

II. ASPECTOS DE VALIDACIÓN E INFORME:

INDICADORES	CRITERIOS	Deficiente 0-20%	Regular 21-40%	Bueno 41-60%	Muy bueno 61-80%	Excelente 81-100%
CLARIDAD	Esta formulado con lenguaje apropiado				/	
OBJETIVIDAD	Esta expresado de manera coherente y lógica				/	
PERTINENCIA	Responde a las necesidades internas y externas de la investigación.				/	
ACTUALIDAD	Esta adecuado para valorar aspectos y estrategias de mejora.....				/	
ORGANIZACIÓN	Comprende los aspectos en calidad y claridad.				/	
SUFICIENCIA	Tiene coherencia entre indicadores y las dimensiones.				/	
INTENCIONALIDAD	Estima las estrategias que responda al propósito de la investigación				/	
CONSISTENCIA	Considera que los ítems utilizados en este instrumento son todos y cada uno propios del campo que se esta investigando.				/	
COHERENCIA	Considera la estructura del presente instrumento adecuado al tipo de usuario a quienes se dirige el instrumento				/	
METODOLOGÍA	Considera que los ítems miden lo que pretende medir.				/	
PROMEDIO DE VALORACIÓN					80%	

III. OPINIÓN DE APLICACIÓN:

¿Qué aspectos tendría que modificar, incrementar o suprimir en los instrumentos de investigación?

IV. PROMEDIO DE VALORACIÓN:

San Juan de Lurigancho, 29 de 11 del 2017

80%



Firma de experto informante
 DNI: 89.524.167

INFORME DE OPINIÓN DE EXPERTOS DEL INSTRUMENTO DE INVESTIGACIÓN

I. DATOS GENERALES:

- I.1. Apellidos y nombres del informante: Dr./Mg.: SEASWARRA UGARTE FREDERICO A.
 I.2. Cargo e Institución donde labora: DTC - UCV
 I.3. Especialidad del experto: FINANZAS - PROYECTOS
 I.4. Nombre del Instrumento motivo de la evaluación: _____
 I.5. Autor del instrumento: _____

II. ASPECTOS DE VALIDACIÓN E INFORME:

INDICADORES	CRITERIOS	Deficiente 0-20%	Regular 21-40%	Bueno 41-60%	Muy bueno 61-80%	Excelente 81-100%
CLARIDAD	Esta formulado con lenguaje apropiado				75	
OBJETIVIDAD	Esta expresado de manera coherente y lógica				/	
PERTINENCIA	Responde a las necesidades internas y externas de la investigación.				/	
ACTUALIDAD	Esta adecuado para valorar aspectos y estrategias de mejora.....				/	
ORGANIZACIÓN	Comprende los aspectos en calidad y claridad.				/	
SUFICIENCIA	Tiene coherencia entre indicadores y las dimensiones.				/	
INTENCIONALIDAD	Estima las estrategias que responda al propósito de la investigación				/	
CONSISTENCIA	Considera que los ítems utilizados en este instrumento son todos y cada uno propios del campo que se esta investigando.				/	
COHERENCIA	Considera la estructura del presente instrumento adecuado al tipo de usuario a quienes se dirige el instrumento				/	
METODOLOGÍA	Considera que los ítems miden lo que pretende medir.				/	
PROMEDIO DE VALORACIÓN					75	

III. OPINIÓN DE APLICACIÓN:

¿Qué aspectos tendría que modificar, incrementar o suprimir en los instrumentos de investigación?
Confirme

IV. PROMEDIO DE VALORACIÓN:

San Juan de Lurigancho, de del 2017

75%

Firma de experto informante

DNI: 0907847

INFORME DE OPINIÓN DE EXPERTOS DEL INSTRUMENTO DE INVESTIGACIÓN

I. DATOS GENERALES:

- I.1. Apellidos y nombres del informante: Dr./Mg.: Ray Liendo Lorene Docio.
 I.2. Cargo e Institución donde labora: DTC - UCV.
 I.3. Especialidad del experto: Economista-Finanzas
 I.4. Nombre del Instrumento motivo de la evaluación: _____
 I.5. Autor del instrumento: _____

II. ASPECTOS DE VALIDACIÓN E INFORME:

INDICADORES	CRITERIOS	Deficiente 0-20%	Regular 21-40%	Bueno 41-60%	Muy bueno 61-80%	Excelent e 81-100%
CLARIDAD	Esta formulado con lenguaje apropiado					✓
COHERENCIA	Esta expresado de manera coherente y lógica					✓
PERTINENCIA	Responde a las necesidades internas y externas de la investigación.					✓
ACTUALIDAD	Esta adecuado para valorar aspectos y estrategias de mejora.....					✓
ORGANIZACIÓN	Comprende los aspectos en calidad y claridad.					✓
IMPEDENCIA	Tiene coherencia entre indicadores y las dimensiones.					✓
INTENCIONALIDAD	Estima las estrategias que responda al propósito de la investigación					✓
CONSECUENCIA	Considera que los ítems utilizados en este instrumento son todos y cada uno propios del campo que se esta investigando.					✓
COHERENCIA	Considera la estructura del presente instrumento adecuado al tipo de usuario a quienes se dirige el instrumento					✓
METODOLOGÍA	Considera que los ítems miden lo que pretende medir.					✓
PROMEDIO DE VALORACIÓN						85%

III. OPINIÓN DE APLICACIÓN:

¿Qué aspectos tendría que modificar, incrementar o suprimir en los instrumentos de investigación?

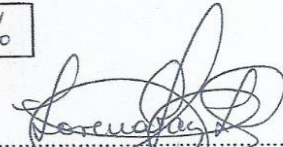
.....

.....

IV. PROMEDIO DEVALORACION:

San Juan de Lurigancho, 28 de 11 del 2017

85%


 Firma de experto informante
 DNI: 70667271

Anexo 9: Carta de Aceptación de la Empresa Electro Karol



ElectroKarol Tiendas E.I.R.L.

Tecnología para su hogar...

CARTA DE AUTORIZACIÓN

06 de agosto del 2017

Mg. Teresa Narvaez Aranibar

Profesora del curso de desarrollo del proyecto de investigación.

De mi mayor consideración:

Yo, Aponte Nonato Narciza, Representante Legal de la empresa Electrokarol Tiendas Empresa Individual de Responsabilidad Limitada, con RUC 20553949891, autorizo y doy conformidad que la Srta. Geraldine Stephanie Otrera Cacñahuaray de la Universidad César Vallejo, de la E.A.P. de administración, ha adquirido información confidencial para uso netamente académicos y ha desarrollado su investigación en torno a nuestra organización,

Sin más que decir, me despidio y dejo constancia del compromiso de mi persona con la estudiante.

Atentamente,

ELECTROKAROL TIENDAS E.I.R.L.


.....
Representante Legal
Aponte Nonato, Narciza