



UNIVERSIDAD NACIONAL AUTÓNOMA DE MÉXICO

FACULTAD DE INGENIERÍA

Propuesta de mejora a la administración y gestión de almacén de una
comercializadora de equipo y material médico

INFORME DE ACTIVIDADES PROFESIONALES

QUE PARA OBTENER EL TÍTULO DE:

Ingeniera en sistemas biomédicos

P R E S E N T A:

Topacio Malinali Manrique Bences

ASESORA DE INFORME:

Dra. Zaida Estefanía Alarcón Bernal

Ciudad Universitaria, CDMX., 2021



Agradecimientos

En primera instancia agradezco profundamente a mis padres, **Celia Bences Flores** y **José Luis Manrique Camacho**, y a mi hermano, **Joshep Ivan Manrique Bences**, por apoyarme en todas las maneras posibles, por estar siempre, en los tropiezos y en las victorias, por su amor incondicional y sabiduría, pues fueron los pilares que formaron gran parte de la profesional que soy hoy.

Agradezco infinitamente a todos mis profesores, quienes me mostraron un horizonte lleno de posibilidades que no imaginaba, inspirándome para siempre ir más lejos, que siempre hicieron más allá de su deber y tuvieron tiempo y paciencia para mí, lo que me permitió cumplir mi objetivo de formarme como ingeniera.

Asimismo quiero expresar mi agradecimiento a mis amigos y compañeros, que me brindaron su amistad y se convirtieron en una brillante luz en los momentos más difíciles y con lo que compartí momentos inolvidables.

Mi eterna gratitud a la Facultad de Ingeniería y a la Facultad de Medicina de la Universidad Nacional Autónoma de México, que me proporcionaron las herramientas y los espacios propicios para convertirme en ingeniera.

También agradezco a los ingenieros que confiaron en mí para contratarme y ponerme a cargo de un proyecto tan importante y significativo para su empresa, por sus enseñanzas y su infinita paciencia.

Finalmente agradezco el apoyo económico que me brindó el proyecto PAPIIT con número de expediente IA105220 "Optimización en la logística Hospitalaria" para realizar este trabajo.

Tabla de contenido

AGRADECIMIENTOS	2
TABLA DE CONTENIDO	3
TABLA DE ILUSTRACIONES	5
TABLA DE CUADROS.....	10
CAPÍTULO 1 INTRODUCCIÓN	11
OBJETIVO.....	13
CAPÍTULO 2 METODOLOGÍA	14
CAPÍTULO 3 ANTECEDENTES (PROBLEMÁTICA)	17
CAPÍTULO 4 DEFINICIÓN DEL PROBLEMA (MODELO CONCEPTUAL)	20
¿POR QUÉ? ¿POR QUÉ?	20
DIAGRAMA DE ISHIKAWA	23
CAPÍTULO 5 PROPUESTA DE SOLUCIÓN (MODELO FORMAL)	26
GESTIÓN DE ALMACENES	26
TEORÍA DE INVENTARIOS	27
GESTIÓN DE LA DEMANDA	28
MODELO DE INVENTARIOS PROPUESTO	39
CANTIDAD ECONÓMICA DE PEDIDO (EOQ)	40
CAPÍTULO 6 SIMULACIÓN DE LA PROPUESTA DE SOLUCIÓN.	47
SOFTWARE	47
SIMULACIÓN.....	48
CAPÍTULO 7 CONCLUSIONES	51

REFERENCIAS	53
ANEXOS	55
ANEXO 1: FORMATO	55
ANEXO 2: PRONÓSTICOS DE LA DEMANDA CON SERIES DE TIEMPO EN R.....	56

Tabla de Ilustraciones

ILUSTRACIÓN 1 MODELO DEL DIAMANTE. FUENTE: (ALARCÓN, Z. ET AL. 2021).	15
ILUSTRACIÓN 2 FLUJO DE PROCESO DE VENTAS. FUENTE: ELABORACIÓN PROPIA.	18
ILUSTRACIÓN 3 ANÁLISIS ¿POR QUÉ? ¿POR QUÉ? FUENTE: ELABORACIÓN PROPIA.	22
ILUSTRACIÓN 4 DIAGRAMA DE ISHIKAWA. FUENTE: ELABORACIÓN PROPIA.....	24
ILUSTRACIÓN 5 TIPOS DE INVENTARIOS. FUENTE: ELABORACIÓN PROPIA.	28
ILUSTRACIÓN 6 FRAGMENTO DE TABLA DE CANTIDADES Y GRÁFICA DE DATOS TOTALES DE PRUEBAS BOWIE-DICK VENDIDAS EN 2017 Y 2018. ELABORACIÓN PROPIA.	29
ILUSTRACIÓN 7 LOS DATOS DE LAS CANTIDADES DE PRUEBAS BOWIE-DICK VENDIDAS EN 2017 Y 2018 SE DECLARAN COMO UNA VARIABLE DEL TIPO “SERIE DE TIEMPO” PARA REALIZAR CIERTOS ANÁLISIS POSTERIORMENTE. ELABORACIÓN PROPIA.	30
ILUSTRACIÓN 8 GRAFICA QUE MUESTRA LA UTILIZACIÓN DE PROMEDIOS MÓVILES DE ORDEN 3 PARA IDENTIFICAR LA TENDENCIA DE LA SERIE TEMPORAL (FUNCIÓN SMA()). SE PUEDE OBSERVAR QUE LAS FLUCTUACIONES SE SUAVIZAN (LÍNEA ROJA) EN COMPARACIÓN CON LA SERIE DE TIEMPO. ELABORACIÓN PROPIA.	31
ILUSTRACIÓN 9 MEDIANTE LA FUNCIÓN DECOMPOSE() SE REALIZA UNA DESCOMPOSICIÓN TEMPORAL DE LA SERIE DE TIEMPO ORIGINAL CONVIRTIÉNDOLA EN SERIE DE FRECUENCIA (OBSERVED), OBTENIENDO LAS SERIES DE TENDENCIA (TREND), ESTACIONALIDAD (SEASONAL) E IRREGULARIDADES (RANDOM), A LA VEZ, DE UNA SERIE TEMPORAL A TRAVÉS DE MEDIAS MÓVILES. ELABORACIÓN PROPIA.	31
ILUSTRACIÓN 10 APLICACIÓN DEL MÉTODO DE SUAVIZADO HOLT-WINTERS (LÍNEA ROJA) A DATOS DE VENTAS DE PRUEBAS BOWIE-DICK EN 2017 Y 2018 (LÍNEA NEGRA). ELABORACIÓN PROPIA.....	32
ILUSTRACIÓN 11 POR MEDIO DE LA APLICACIÓN DEL MÉTODO DE SUAVIZADO, HOLT-WINTERS, SE PUEDE VISUALIZAR EN LA GRÁFICA LA TENDENCIA DE LOS VALORES PRONOSTICADOS DE VENTAS PARA EL AÑO 2019 (PROYECCIÓN DE DEMANDA). ELABORACIÓN PROPIA.....	33
ILUSTRACIÓN 12 CORRELOGRAMA DE LOS ERRORES DE PRONÓSTICO. SE PUEDE OBSERVAR QUE LOS VALORES DE LA CORRELACIÓN ESTÁN DENTRO DE LOS LÍMITES DE SIGNIFICACIÓN (ENTRE LAS LÍNEAS AZULES), POR LO QUE SE CONSIDERA QUE EL MÉTODO UTILIZADO ES ADECUADO. ELABORACIÓN PROPIA.....	34

ILUSTRACIÓN 13 HISTOGRAMA DE LOS ERRORES DE PRONÓSTICO. PODEMOS OBSERVAR QUE TIENE UNA DISTRIBUCIÓN NORMAL Y QUE EL ERROR DE PRONÓSTICO ESTÁ DENTRO DEL INTERVALO DE CONFIABILIDAD. ELABORACIÓN PROPIA.	35
ILUSTRACIÓN 14 CÓDIGO EN R DE FUNCIÓN ERRORPRONOSTICO.....	35
ILUSTRACIÓN 15 CÓDIGO CON EL QUE SE REALIZÓ EN ANÁLISIS.	36
ILUSTRACIÓN 16 MODELO DE CONTROL BÁSICO DE INVENTARIOS DE DEMANDA (PULL) PARA UNA PARTE DE REAPROVISIONAMIENTO. FUENTE:FREDERICK S. HILLIER, GERALD J. LIEBERMAN. (2010).	44
ILUSTRACIÓN 17 ESQUEMA GENERAL DE PROCESO. SIMIO. ELABORACIÓN PROPIA.....	49
ILUSTRACIÓN 18 GRAFICA RESULTANTE AL EJECUTAR LA SIMULACIÓN CORRESPONDIENTE A LA PRUEBA BOWIE DICK EN SIMIO. ELABORACIÓN PROPIA.....	50
ILUSTRACIÓN 19 FORMATO EN EXCEL PARA ORGANIZAR LA INFORMACIÓN DE CONTRATOS. FUENTE: ELABORACIÓN PROPIA	55
ILUSTRACIÓN 20 FRAGMENTO DE TABLA DE DATOS Y GRÁFICA DE DATOS TOTALES DE PRUEBAS BOWIE-DICK VENDIDAS EN 2017 Y 2018. ELABORACION PROPIA.	57
ILUSTRACIÓN 21 SERIE DE TIEMPO DE LOS DATOS DE PRUEBAS BOWIE-DICK VENDIDAS EN 2017 Y 2018. ELABORACIÓN PROPIA	57
ILUSTRACIÓN 22 MÉTODO DE PROMEDIOS MÓVILES DE ORDEN 3. ELABORACIÓN PROPIA.....	57
ILUSTRACIÓN 23 COMPONENTES DE LA SERIE DE TIEMPO DE LAS VENTAS DE LA PRUEBA BOWIE-DICK. ELABORACIÓN PROPIA	57
ILUSTRACIÓN 24 APLICACIÓN DE MÉTODO HOLT-WINTERS A DATOS DE VENTAS DE PRUEBAS BOWIE-DICK EN 2017 Y 2018. ELABORACIÓN PROPIA.	57
ILUSTRACIÓN 25 PROYECCIÓN DE DEMANDA. ELABORACIÓN PROPIA	57
ILUSTRACIÓN 26 CORRELOGRAMA DE LOS ERRORES DE PRONÓSTICO. ELABORACIÓN PROPIA	57
ILUSTRACIÓN 27 HISTOGRAMA DE LOS ERRORES DE PRONÓSTICO. ELABORACIÓN PROPIA.	57
ILUSTRACIÓN 28 CÓDIGO EN R DE FUNCIÓN ERRORPRONOSTICO	57
ILUSTRACIÓN 29 CÓDIGO CON EL QUE SE REALIZÓ EN ANÁLISIS.	57
ILUSTRACIÓN 30 VENTAS DEL DETERGENTE EN 2017 Y 2018. ELABORACIÓN PROPIA.	57
ILUSTRACIÓN 31 MÉTODO DE PROMEDIOS MÓVILES DE ORDEN 3. ELABORACIÓN PROPIA.....	57
ILUSTRACIÓN 32 COMPONENTES DE LA SERIE DE TIEMPO: TENDENCIA, ESTACIONALIDAD, MOVIMIENTOS IRREGULARES. ELABORACIÓN PROPIA	57
ILUSTRACIÓN 33 APLICACIÓN DE MÉTODO HOLT-WINTERS A DATOS DE VENTAS EN 2017 Y 2018. ELABORACIÓN PROPIA.....	57
ILUSTRACIÓN 34 PROYECCIÓN DE DEMANDA. ELABORACIÓN PROPIA.....	57
ILUSTRACIÓN 35 CORRELOGRAMA DE LOS ERRORES DE PRONÓSTICO. ELABORACIÓN PROPIA	57
ILUSTRACIÓN 36 HISTOGRAMA DE LOS ERRORES DE PRONÓSTICO. ELABORACIÓN PROPIA.	57
ILUSTRACIÓN 37 SERIE DE TIEMPO DE LAS VENTAS DEL DETERGENTE. ELABORACIÓN PROPIA.....	57
ILUSTRACIÓN 38 MÉTODO DE PROMEDIOS MÓVILES DE ORDEN 3. ELABORACIÓN PROPIA.....	57

ILUSTRACIÓN 39 COMPONENTES DE LA SERIE DE TIEMPO: TENDENCIA, ESTACIONALIDAD, MOVIMIENTOS IRREGULARES. ELABORACIÓN PROPIA	57
ILUSTRACIÓN 40 APLICACIÓN DE MÉTODO HOLT-WINTERS A DATOS DE VENTAS. ELABORACIÓN PROPIA. ..	57
ILUSTRACIÓN 41 PROYECCIÓN DE DEMANDA. ELABORACIÓN PROPIA.....	57
ILUSTRACIÓN 42 CORRELOGRAMA DE LOS ERRORES DE PRONÓSTICO. ELABORACIÓN PROPIA.	57
ILUSTRACIÓN 43 HISTOGRAMA DE LOS ERRORES DE PRONÓSTICO. ELABORACIÓN PROPIA.	57
ILUSTRACIÓN 44 SERIE DE TIEMPO DE LAS VENTAS DE 2017 Y 2018. ELABORACIÓN PROPIA.....	57
ILUSTRACIÓN 45 MÉTODO DE PROMEDIOS MÓVILES DE ORDEN 3. ELABORACIÓN PROPIA.....	57
ILUSTRACIÓN 46 COMPONENTES DE LA SERIE DE TIEMPO: TENDENCIA, ESTACIONALIDAD, MOVIMIENTOS IRREGULARES. ELABORACIÓN PROPIA	57
ILUSTRACIÓN 47 MÉTODO HOLT-WINTERS APLICADO. ELABORACIÓN PROPIA.	57
ILUSTRACIÓN 48 PROYECCIÓN DE DEMANDA. ELABORACIÓN PROPIA.....	57
ILUSTRACIÓN 49 CORRELOGRAMA DE LOS ERRORES DE PRONÓSTICO. ELABORACIÓN PROPIA	57
ILUSTRACIÓN 50 HISTOGRAMA DE LOS ERRORES DE PRONÓSTICO. ELABORACIÓN PROPIA.	57
ILUSTRACIÓN 51 SERIE DE TIEMPO DE LAS VENTAS DE 2017 Y 2018. ELABORACIÓN PROPIA.....	57
ILUSTRACIÓN 52 MÉTODO DE PROMEDIOS MÓVILES DE ORDEN 3. ELABORACIÓN PROPIA.....	57
ILUSTRACIÓN 53 COMPONENTES DE LA SERIE DE TIEMPO: TENDENCIA, ESTACIONALIDAD, MOVIMIENTOS IRREGULARES. ELABORACIÓN PROPIA	57
ILUSTRACIÓN 54 MÉTODO HOLT-WINTERS APLICADO. ELABORACIÓN PROPIA.	57
ILUSTRACIÓN 55 PROYECCIÓN DE DEMANDA. ELABORACIÓN PROPIA.....	57
ILUSTRACIÓN 56 CORRELOGRAMA DE LOS ERRORES DE PRONÓSTICO. ELABORACIÓN PROPIA.	57
ILUSTRACIÓN 57 HISTOGRAMA DE LOS ERRORES DE PRONÓSTICO. ELABORACIÓN PROPIA.	57
ILUSTRACIÓN 58 SERIE DE TIEMPO DE LAS VENTAS DE 2017 Y 2018. ELABORACIÓN PROPIA.....	57
ILUSTRACIÓN 59 MÉTODO DE PROMEDIOS MÓVILES DE ORDEN 3. ELABORACIÓN PROPIA.....	57
ILUSTRACIÓN 60 COMPONENTES DE LA SERIE DE TIEMPO: TENDENCIA, ESTACIONALIDAD, MOVIMIENTOS IRREGULARES. ELABORACIÓN PROPIA.....	57
ILUSTRACIÓN 61 MÉTODO HOLT-WINTERS APLICADO. ELABORACIÓN PROPIA.....	57
ILUSTRACIÓN 62 PROYECCIÓN DE DEMANDA. ELABORACIÓN PROPIA.....	57
ILUSTRACIÓN 63 CORRELOGRAMA DE LOS ERRORES DE PRONÓSTICO. ELABORACIÓN PROPIA.	57
ILUSTRACIÓN 64 HISTOGRAMA DE LOS ERRORES DE PRONÓSTICO. ELABORACIÓN PROPIA.	57
ILUSTRACIÓN 65 SERIE DE TIEMPO DE LAS VENTAS DE 2017 Y 2018. ELABORACIÓN PROPIA.....	57
ILUSTRACIÓN 66 MÉTODO DE PROMEDIOS MÓVILES DE ORDEN 3. ELABORACIÓN PROPIA.....	57
ILUSTRACIÓN 67 COMPONENTES DE LA SERIE DE TIEMPO: TENDENCIA, ESTACIONALIDAD, MOVIMIENTOS IRREGULARES. ELABORACIÓN PROPIA.....	57
ILUSTRACIÓN 68 MÉTODO HOLT-WINTERS APLICADO. ELABORACIÓN PROPIA.	57
ILUSTRACIÓN 69 HISTOGRAMA DE LOS ERRORES DE PRONÓSTICO. ELABORACIÓN PROPIA.	57

ILUSTRACIÓN 70 SERIE DE TIEMPO DE LAS VENTAS DE 2017 Y 2018. ELABORACIÓN PROPIA	57
ILUSTRACIÓN 71 MÉTODO DE PROMEDIOS MÓVILES DE ORDEN 3. ELABORACIÓN PROPIA.....	57
ILUSTRACIÓN 72 COMPONENTES DE LA SERIE DE TIEMPO: TENDENCIA, ESTACIONALIDAD, MOVIMIENTOS IRREGULARES. ELABORACIÓN PROPIA	57
ILUSTRACIÓN 73 MÉTODO HOLT-WINTERS APLICADO. ELABORACIÓN PROPIA.	57
ILUSTRACIÓN 74 PROYECCIÓN DE DEMANDA. ELABORACIÓN PROPIA.....	57
ILUSTRACIÓN 75 CORRELOGRAMA DE LOS ERRORES DE PRONÓSTICO. ELABORACIÓN PROPIA	57
ILUSTRACIÓN 76 HISTOGRAMA DE LOS ERRORES DE PRONÓSTICO. ELABORACIÓN PROPIA.	57
ILUSTRACIÓN 77 SERIE DE TIEMPO DE LAS VENTAS DE 2017 Y 2018. ELABORACIÓN PROPIA.....	57
ILUSTRACIÓN 78 MÉTODO DE PROMEDIOS MÓVILES DE ORDEN 3. ELABORACIÓN PROPIA.....	57
ILUSTRACIÓN 79 COMPONENTES DE LA SERIE DE TIEMPO: TENDENCIA, ESTACIONALIDAD, MOVIMIENTOS IRREGULARES. ELABORACIÓN PROPIA	57
ILUSTRACIÓN 80 MÉTODO HOLT-WINTERS APLICADO. ELABORACIÓN PROPIA.	57
ILUSTRACIÓN 81 PROYECCIÓN DE DEMANDA. ELABORACIÓN PROPIA.....	57
ILUSTRACIÓN 82 CORRELOGRAMA DE LOS ERRORES DE PRONÓSTICO. ELABORACIÓN PROPIA.	57
ILUSTRACIÓN 83 HISTOGRAMA DE LOS ERRORES DE PRONÓSTICO. ELABORACIÓN PROPIA.	57
ILUSTRACIÓN 84 SERIE DE TIEMPO DE LAS VENTAS DE 2017 Y 2018. ELABORACIÓN PROPIA.....	57
ILUSTRACIÓN 85 MÉTODO DE PROMEDIOS MÓVILES DE ORDEN 3. ELABORACIÓN PROPIA.	57
ILUSTRACIÓN 86 COMPONENTES DE LA SERIE DE TIEMPO: TENDENCIA, ESTACIONALIDAD, MOVIMIENTOS IRREGULARES. ELABORACIÓN PROPIA.....	57
ILUSTRACIÓN 87 MÉTODO HOLT-WINTERS APLICADO. ELABORACIÓN PROPIA.....	57
ILUSTRACIÓN 88 PROYECCIÓN DE DEMANDA. ELABORACIÓN PROPIA.....	57
ILUSTRACIÓN 89 CORRELOGRAMA DE LOS ERRORES DE PRONÓSTICO. ELABORACIÓN PROPIA.	57
ILUSTRACIÓN 90 HISTOGRAMA DE LOS ERRORES DE PRONÓSTICO. ELABORACIÓN PROPIA.	57
ILUSTRACIÓN 91 SERIE DE TIEMPO DE LAS VENTAS DE 2017 Y 2018. ELABORACIÓN PROPIA.....	57
ILUSTRACIÓN 92 MÉTODO DE PROMEDIOS MÓVILES DE ORDEN 3. ELABORACIÓN PROPIA.....	57
ILUSTRACIÓN 93 COMPONENTES DE LA SERIE DE TIEMPO: TENDENCIA, ESTACIONALIDAD, MOVIMIENTOS IRREGULARES. ELABORACIÓN PROPIA.....	57
ILUSTRACIÓN 94 MÉTODO HOLT-WINTERS APLICADO. ELABORACIÓN PROPIA.	57
ILUSTRACIÓN 95 PROYECCIÓN DE DEMANDA. ELABORACIÓN PROPIA	57
ILUSTRACIÓN 96 CORRELOGRAMA DE LOS ERRORES DE PRONÓSTICO. ELABORACIÓN PROPIA.	57
ILUSTRACIÓN 97 HISTOGRAMA DE LOS ERRORES DE PRONÓSTICO. ELABORACIÓN PROPIA	57
ILUSTRACIÓN 98 SERIE DE TIEMPO DE LAS VENTAS DE 2017 Y 2018. ELABORACIÓN PROPIA.....	57
ILUSTRACIÓN 99 MÉTODO DE PROMEDIOS MÓVILES DE ORDEN 3. ELABORACIÓN PROPIA.....	57
ILUSTRACIÓN 100 COMPONENTES DE LA SERIE DE TIEMPO: TENDENCIA, ESTACIONALIDAD, MOVIMIENTOS IRREGULARES. ELABORACIÓN PROPIA	57

ILUSTRACIÓN 101 MÉTODO HOLT-WINTERS APLICADO. ELABORACIÓN PROPIA.	57
ILUSTRACIÓN 102 PROYECCIÓN DE DEMANDA. ELABORACIÓN PROPIA.....	57
ILUSTRACIÓN 103 CORRELOGRAMA DE LOS ERRORES DE PRONÓSTICO. ELABORACIÓN PROPIA.....	57
ILUSTRACIÓN 104 HISTOGRAMA DE LOS ERRORES DE PRONÓSTICO. ELABORACIÓN PROPIA.....	57
ILUSTRACIÓN 105 SERIE DE TIEMPO DE LAS VENTAS DE 2017 Y 2018. ELABORACIÓN PROPIA.....	57
ILUSTRACIÓN 106 MÉTODO DE PROMEDIOS MÓVILES DE ORDEN 3. ELABORACIÓN PROPIA.	57
ILUSTRACIÓN 107 COMPONENTES DE LA SERIE DE TIEMPO: TENDENCIA, ESTACIONALIDAD, MOVIMIENTOS IRREGULARES. ELABORACIÓN PROPIA	57
ILUSTRACIÓN 108 MÉTODO HOLT-WINTERS APLICADO. ELABORACIÓN PROPIA.	57
ILUSTRACIÓN 109 PROYECCIÓN DE DEMANDA. ELABORACIÓN PROPIA.....	57
ILUSTRACIÓN 110 CORRELOGRAMA DE LOS ERRORES DE PRONÓSTICO. ELABORACIÓN PROPIA.....	57
ILUSTRACIÓN 111 HISTOGRAMA DE LOS ERRORES DE PRONÓSTICO. ELABORACIÓN PROPIA.....	57
ILUSTRACIÓN 112 SERIE DE TIEMPO DE LAS VENTAS DE 2017 Y 2018. ELABORACIÓN PROPIA.....	57
ILUSTRACIÓN 113 MÉTODO DE PROMEDIOS MÓVILES DE ORDEN 3. ELABORACIÓN PROPIA.	57
ILUSTRACIÓN 114 COMPONENTES DE LA SERIE DE TIEMPO: TENDENCIA, ESTACIONALIDAD, MOVIMIENTOS IRREGULARES. ELABORACIÓN PROPIA	57
ILUSTRACIÓN 115 MÉTODO HOLT-WINTERS APLICADO. ELABORACIÓN PROPIA.	57
ILUSTRACIÓN 116 PROYECCIÓN DE DEMANDA. ELABORACIÓN PROPIA.....	57
ILUSTRACIÓN 117 CORRELOGRAMA DE LOS ERRORES DE PRONÓSTICO. ELABORACIÓN PROPIA.....	57
ILUSTRACIÓN 118 HISTOGRAMA DE LOS ERRORES DE PRONÓSTICO. ELABORACIÓN PROPIA.....	57
ILUSTRACIÓN 119 SERIE DE TIEMPO DE LAS VENTAS DE 2017 Y 2018. ELABORACIÓN PROPIA.....	57
ILUSTRACIÓN 120 MÉTODO DE PROMEDIOS MÓVILES DE ORDEN 3. ELABORACIÓN PROPIA.	57
ILUSTRACIÓN 121 COMPONENTES DE LA SERIE DE TIEMPO: TENDENCIA, ESTACIONALIDAD, MOVIMIENTOS IRREGULARES. ELABORACIÓN PROPIA	57
ILUSTRACIÓN 122 MÉTODO HOLT-WINTERS APLICADO. ELABORACIÓN PROPIA.	57
ILUSTRACIÓN 123 PROYECCIÓN DE DEMANDA. ELABORACIÓN PROPIA.....	57
ILUSTRACIÓN 124 CORRELOGRAMA DE LOS ERRORES DE PRONÓSTICO. ELABORACIÓN PROPIA.....	57
ILUSTRACIÓN 125 HISTOGRAMA DE LOS ERRORES DE PRONÓSTICO. ELABORACIÓN PROPIA.....	57
ILUSTRACIÓN 126 SERIE DE TIEMPO DE LAS VENTAS DE 2017 Y 2018. ELABORACIÓN PROPIA.....	57
ILUSTRACIÓN 127 MÉTODO DE PROMEDIOS MÓVILES DE ORDEN 3. ELABORACIÓN PROPIA.	57
ILUSTRACIÓN 128 COMPONENTES DE LA SERIE DE TIEMPO: TENDENCIA, ESTACIONALIDAD, MOVIMIENTOS IRREGULARES. ELABORACIÓN PROPIA	57
ILUSTRACIÓN 129 MÉTODO HOLT-WINTERS APLICADO. ELABORACIÓN PROPIA.	57
ILUSTRACIÓN 130 PROYECCIÓN DE DEMANDA. ELABORACIÓN PROPIA.....	57
ILUSTRACIÓN 131 CORRELOGRAMA DE LOS ERRORES DE PRONÓSTICO. ELABORACIÓN PROPIA.....	57
ILUSTRACIÓN 132 HISTOGRAMA DE LOS ERRORES DE PRONÓSTICO. ELABORACIÓN PROPIA.....	57

Tabla de cuadros

TABLA 1 CANTIDAD DE PIEZAS PRONOSTICADAS PARA 2019. ELABORACIÓN PROPIA.	37
TABLA 2 CANTIDAD DE REFACCIONES PARA AUTOCLAVE DE VAPOR. ELABORACIÓN PROPIA	38
TABLA 3 CANTIDAD DE REFACCIONES UTILIZADAS PARA AUTOCLAVE DE PERÓXIDO DE HIDROGENO.	38
TABLA 4 TAMAÑO DE ORDEN (Q). ELABORACIÓN PROPIA.....	42
TABLA 5 TAMAÑO DE ORDEN (Q). ELABORACIÓN PROPIA.....	43
TABLA 6 TAMAÑO DE ORDEN (Q). ELABORACIÓN PROPIA.....	43
TABLA 7 PUNTO DE REORDEN (R) CALCULADO Y COSTO POR UNIDAD DE TIEMPO (T). ELABORACIÓN PROPIA.	45
TABLA 8 PUNTO DE REORDEN (R) CALCULADO Y COSTO POR UNIDAD DE TIEMPO (T). ELABORACIÓN PROPIA.	46

Capítulo 1 Introducción

La administración y gestión del almacén es un tema crucial dentro de cualquier empresa que involucre el movimiento de materiales. Este tema se vuelve una preocupación primordial cuando los resultados económicos y de nivel de servicio no son los esperados. El área de atención a la salud no es una excepción, incluso, se vuelve de mayor importancia al tener implicaciones en la vida y salud de las personas.

La logística es la parte de la cadena de suministros que

- Planea
- Lleva a cabo
- Controla

El flujo y almacenamiento eficientes y efectivos de bienes y servicios, así como de la información relacionada, desde el punto de origen hasta el punto de consumo con el fin de satisfacer los requerimientos de los clientes (en el caso de la atención de la salud, los pacientes y sus familiares o cuidadores) (Kate Vitasek, 2013).

La cadena de suministros en la atención de la salud se centra en cómo se mejora la comprensión del entorno de atención de la salud para mejorar su rendimiento.

La logística hospitalaria, en este sentido, ayuda a los responsables de la toma de decisiones a comprender las alternativas estratégicas y a tomar las decisiones adecuadas. El objetivo de la Logística Hospitalaria es sincronizar la disponibilidad de los recursos con las necesidades de atención. Es decir, garantizar que los bienes y servicios adecuados se entreguen al paciente

- en el lugar adecuado,
- en el momento adecuado,

- en la cantidad adecuada,
- con la calidad adecuada y
- al precio adecuado.

En consecuencia, para una empresa con giro comercial, principalmente de insumos para la Central de Equipos y Esterilización (CEyE) de hospitales y clínicas, el correcto abastecimiento y el nivel de inventario apropiado se vuelven determinante para mantener el nivel de servicio y conseguir más clientes, lo que se traduce en ganancias o pérdidas económicas para el negocio.

Por lo que se hace indispensable conocer el inventario, así como cuándo y cuánto es necesario pedir, tomando en cuenta las características de cada producto y los requerimientos de cada contrato por anticipado, pueden hacer la diferencia para que en algún hospital o clínica se eviten situaciones que pongan en riesgo la vida de algún paciente.

La CEyE es un área de circulación restringida, donde se lavan, preparan, esterilizan, almacenan y distribuyen equipos, materiales, ropa e instrumental esterilizados o desinfectados, que se van a utilizar en los procedimientos médicos o quirúrgicos, tanto en la sala de operaciones como en diversos servicios del hospital¹. Pero su razón de ser es el proceso de lavado y esterilización.

Para que un producto sea clasificado como estéril, se debe garantizar que todas las etapas del proceso fueron realizadas de forma correcta y que el proceso de esterilización es validado.

Para el monitoreo del proceso de esterilización se utilizan indicadores: los indicadores de esterilización son equipos o reactivos que tienen como objetivo certificar o validar que el proceso se efectuó de forma adecuada. Los indicadores se clasifican en: físicos, químicos y biológicos.

Los indicadores químicos son dispositivos que contienen sustancias químicas que cambian de color o estado cuando se exponen a una o más variables críticas del proceso de esterilización como temperatura-humedad o temperatura-concentración del agente esterilizante.

En cambio los indicadores biológicos son dispositivos preparados con esporas no patógenas y altamente resistentes a los procesos de esterilización y por lo tanto son útiles y eficaces para establecer la capacidad del ciclo de esterilización y destruir microorganismos específicos, que se sabe que son más resistentes al proceso que se está probando. Las esporas utilizadas provienen de *Bacillus subtilis* variedad Níger como control biológico de la esterilización por calor seco y óxido de

¹ NORMA Oficial Mexicana NOM-016-SSA3-2012, Que establece las características mínimas de infraestructura y equipamiento de hospitales y consultorios de atención médica especializada.

etileno y de *Bacillus stearothermophilus* para la esterilización por vapor a presión, plasma de peróxido de hidrogeno y formaldehído.

Un ejemplo de prueba física es la prueba Bowie-Dick que se realiza únicamente a los esterilizadores de vapor, ya que sirve para demostrar la ausencia de aire o cualquier otro tipo de gas no condensable que pueda impedir la rápida y uniforme penetración del vapor en toda la carga del autoclave.

Debido a lo delicado de la tarea de CEyE en cuanto a las implicaciones que tiene (infecciones nosocomiales), esta área cuenta con su propio sistema de trazabilidad. Éste debe comprender el seguimiento de los tickets de cada equipo (lavadoras termodesinfectoras, lavadoras ultrasónicas, esterilizadores de vapor, esterilizadores de peróxido, etc.) y los resultados de los indicadores.

Los indicadores y otros materiales que se ocupan en CEyE los provee la empresa para la que se ha formulado esta propuesta y por las razones antes mencionadas, es necesario mejorar el nivel de servicio para los clientes, por ejemplo disminuir el tiempo de entrega de los productos y cumplir con las fechas de entrega preestablecidas.

Objetivo

Diseñar una propuesta para la gestión del almacén de la empresa, que permita disminuir los costos del inventario y la operación, así como mejorar el tiempo de respuesta a los clientes, lo que a su vez permitirá una mejor atención a los pacientes en los hospitales.

Los objetivos específicos son:

- Identificar las áreas y procesos que afectan los productos y servicios entregados a los clientes.
- Entrevistar a los involucrados para entender cómo y por qué hacen las cosas de la forma actual.
- Registrar la información histórica que se tiene para tener datos de referencia.
- Analizar y seleccionar las estrategias de solución que se adecuen a la situación presentada.
- Documentar las estrategias de solución a los problemas de la empresa.
- Exponer la propuesta con los dueños de la empresa.

Lo que permitirá construir una propuesta con valor práctico que representará una mejora para la empresa.

Capítulo 2 Metodología

La estrategia metodológica que seguimos para la construcción de la propuesta de mejora fue el modelo del diamante.

El modelo del diamante representa un proceso de solución de problemas, que a pesar de su simplicidad será de utilidad para desarrollar la estrategia que utilizaremos para abordar de forma lógica y coherente, los diferentes problemas que se presentan en la empresa.

De acuerdo con (Sagasti & Mitroff, 1973), el Modelo del Diamante se entiende como un sistema con un conjunto de elementos interconexos que forman el todo, y se caracteriza por tener las siguientes propiedades:

- Los atributos o actuación de cada elemento afectan los atributos y la conducta del todo.
- La afectación por parte de los elementos al todo depende de los atributos o actuación de al menos un elemento del conjunto.
- Todos los subconjuntos de elementos existentes tienen las características anteriores.

Esto nos indica que el todo es más que la suma de las partes, por lo que su separación es solo con propósitos conceptuales desde el punto de vista estructural (Ilustración 1).

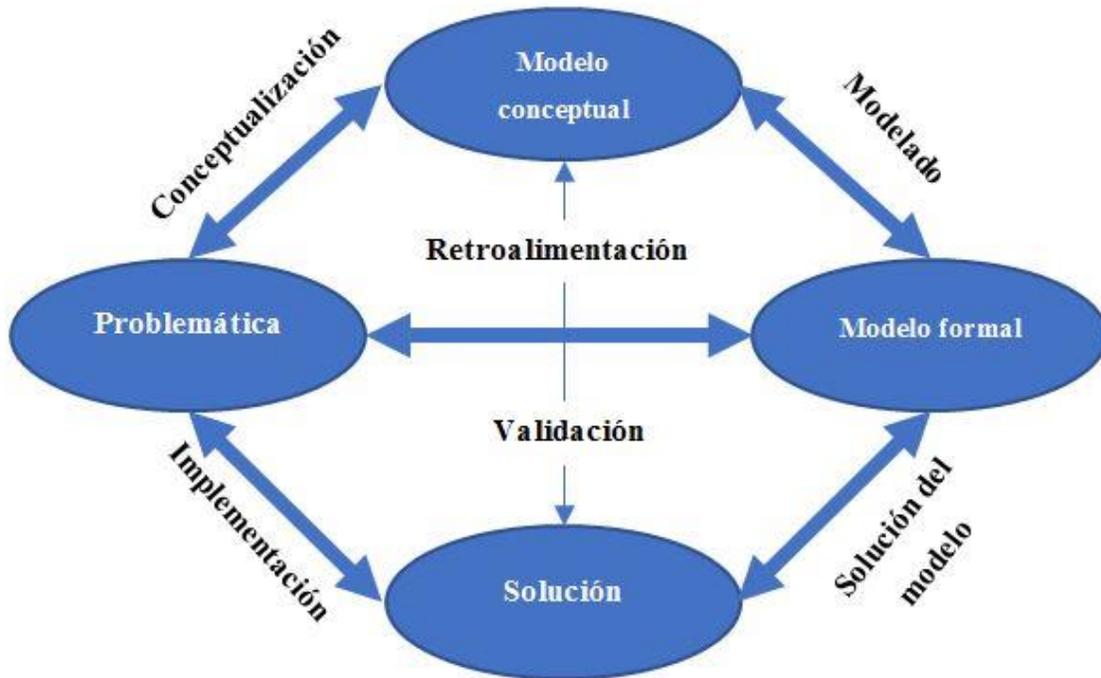


Ilustración 1 Modelo del diamante. Fuente: (Alarcón, Z. et al. 2021).

El proceso del modelo se establece a través de los siguientes subsistemas:

Situación Problemática. Toda forma de resolver problemas inicia con la existencia de una situación problemática o realidad, a través de la cual se plantea un reconocimiento de que las cosas están mal. Para la situación presentada en este trabajo, la problemática se presenta en la sección Antecedentes.

Modelo Conceptual. Es la representación que se utiliza como marco de soporte para ubicar y ordenar las percepciones. Para determinar alguna estructura del problema, definir el área de interés y decidir qué aspectos son relevantes y cuáles no. En nuestra propuesta, esto se hace en la definición del problema a resolver.

Modelo Formal. Establecido el modelo conceptual, se procede mediante la abstracción, elaborar uno o varios modelos formales. El modelo formal generalmente consiste en un conjunto de reglas y/o símbolos elaborados bajo cierto sistema teórico, que requieren de habilidades analíticas y de abstracción, para establecer las relaciones y variables significativas. Esto se planteará en la sección de modelado del problema.

Solución. En esta actividad se pretende deducir las consecuencias de elegir diferentes cursos de acción, para apoyar la toma de decisiones e integrar las estrategias de cambio. Con la solución se pretende dar una única explicación del fenómeno, en congruencia con las ideas que el modelo conceptual tiene del problema y soluciones. Aplicando las herramientas propuestas, se obtienen resultados.

Si bien este modelo sistémico representa el proceso de resolución de problemas, que se entiende como un conjunto de elementos interconexos que forman el todo, es posible iniciar el proceso de solución de problemas desde cualquier subsistema, ya que cada uno de éstos enfatiza en una parte del proceso que se sigue para resolver un problema y que existen diversas formas de investigar. Por lo cual es posible utilizar alguno de los subsistemas como marco de referencia.

Capítulo 3 Antecedentes (Problemática)

La empresa XYZ se dedica a la compra, venta, distribución, arrendamiento y reparación de equipo médico, equipos de laboratorio y materiales de curación. Es una pequeña empresa² que emplea a 14 personas y está ubicada en la Ciudad de México.

Empezó operaciones en 2013 y tiene como clientes a institutos, hospitales y clínicas, en diferentes zonas de la república (desde un hospital en Baja California hasta un hospital en Cancún).

De acuerdo al flujo de la situación más simple que se llega a dar en una venta (Ilustración 2) se puede observar que el almacén y el transporte está implícito más no considerado como un departamento.

La empresa cuenta con dos camionetas; una Peugeot Partner que soporta hasta 800 kilos y una vagoneta con capacidad de una tonelada, ambas utilizadas para el transporte y entrega de mercancía, así como para el traslado de los técnicos y las herramientas necesarias para proporcionar el servicio de instalación o mantenimiento de equipo médico.

En ocasiones, es necesario contratar servicio de transporte externo o paquetería, ya que las dimensiones del equipo médico exceden la capacidad del transporte propio o cuando es muy poco volumen de consumibles a largas distancias.

² ACUERDO por el que se establece la estratificación de las micro, pequeñas y medianas empresas, 2009, DOF.

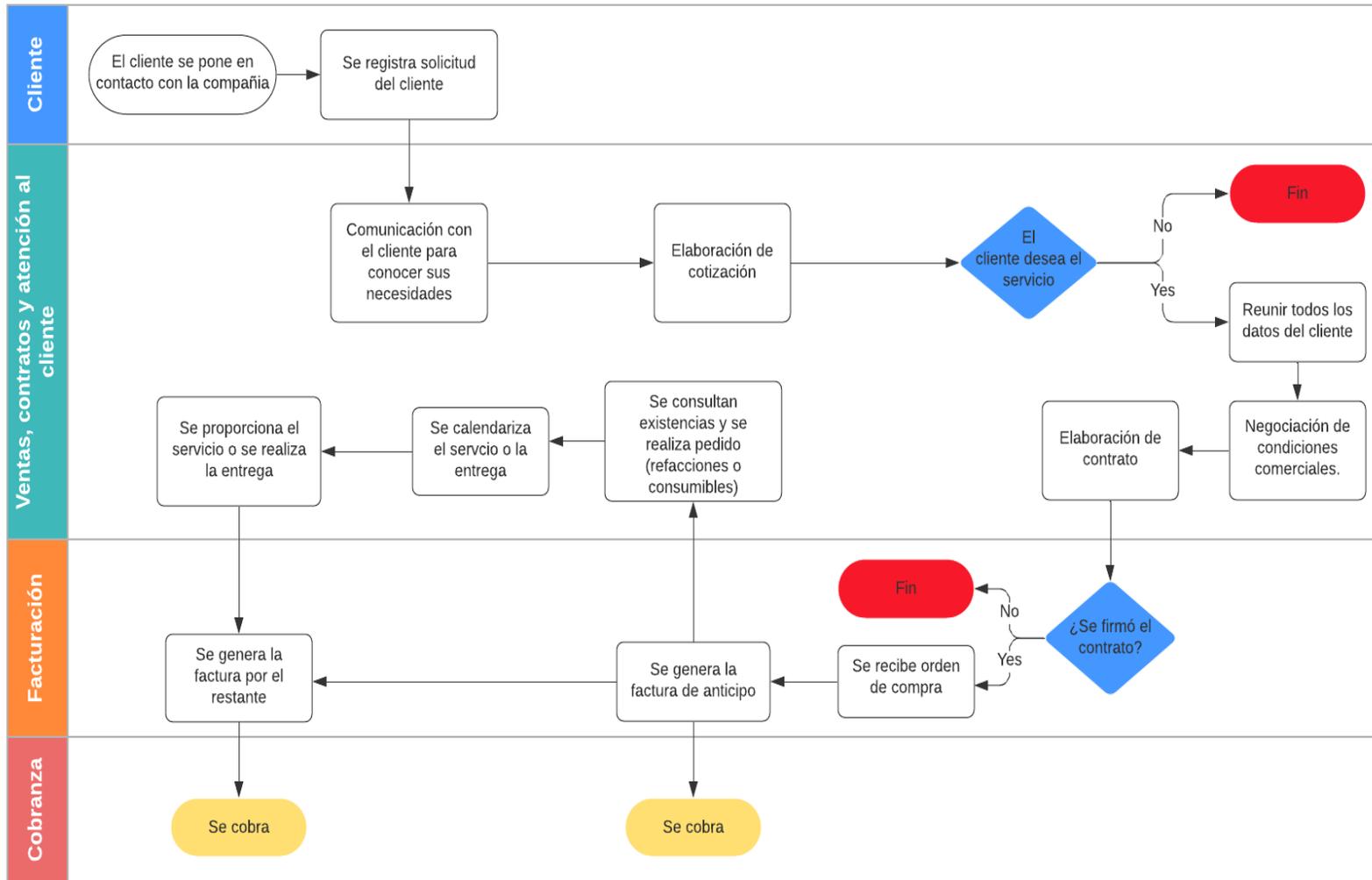


Ilustración 2 Flujo de proceso de ventas. Fuente: Elaboración propia.

El almacén de la empresa tiene una importancia fundamental para el desempeño de la misma. Para el servicio de mantenimiento, lo que se encuentra en almacén son piezas y refacciones, que son bienes no perecederos, no obstante, para el área de ventas, en el caso de los consumibles, si son perecederos y tienen una fecha de caducidad muy corta. En ambos casos, el tiempo de entrega, por parte del proveedor, es de 50 días, ya que son importados. Sin embargo, la empresa tiene un problema con el control, gestión y administración de su almacén.

Los principales problemas del almacén son:

- No se cuenta con información precisa que indique un mínimo o un máximo de lo que se necesita en determinado tiempo.
- No existe un registro estricto de salidas.
- No hay una persona que sea totalmente responsable del manejo del almacén.
- No se cuenta con un sistema para administrar los lotes y fechas de caducidad de los consumibles.
- Algunos consumibles caducan en el almacén.

Todo lo anterior provoca que la atención a los usuarios se demore más de lo necesario, existiendo sanciones económicas por parte del cliente cuando el suministro de consumibles o la solución de problemas técnicos no son inmediatos o lo más pronto posible. Situación por la cual, aproximadamente el 25% de las ocasiones, se compran las refacciones o los consumibles a redistribuidores a precios más elevados en hasta en un 30%.

Internamente, no existe una estructura organizacional ni perfiles definidos de puestos que delimiten la responsabilidad de cada cargo. Esto se debe en gran medida a que los dueños cambian el proceso interno cada vez que ellos lo creen necesario, argumentando que no puede existir una metodología fija, pues cada cliente y cada venta es diferente.

En razón de lo antes expuesto, se diseñó una propuesta en la que se identificaron los principales problemas del almacén y se sugirieron alternativas de solución para aquellos que están ocasionando las consecuencias más graves.

Capítulo 4 Definición del problema (Modelo conceptual)

Para definir el problema a resolver, se utilizaron dos herramientas: ¿por qué? ¿por qué? y el diagrama de Ishikawa. Ambas se aplicaron para identificar la causa raíz y en consecuencia, los problemas que se deben resolver.

¿Por qué? ¿Por qué?

Sakichi Toyoda, el inventor y fundador japonés de Toyota Industries, desarrolló la técnica de los 5 porqués o ¿por qué? ¿por qué? en la década de 1930. Se hizo popular en la década de 1970 y Toyota todavía lo usa para resolver problemas en la actualidad. Toyota tiene una filosofía de "ir y ver". Esto significa que su toma de decisiones se basa en una comprensión profunda de lo que realmente está sucediendo en el taller, más que en lo que alguien en una sala de juntas piensa que podría estar sucediendo. (Card AJ, 2017)

Esta técnica es más efectiva cuando las respuestas provienen de personas que tienen experiencia práctica en el proceso o problema en cuestión. El método es notablemente simple: cuando ocurre un problema, profundiza en su causa raíz preguntando "¿Por qué?" hasta no poder profundizar más. Luego, cuando se hace evidente una contramedida, ésta se sigue para evitar que el problema vuelva a ocurrir.

Esta herramienta es simple pero muy efectiva para cortar rápidamente los síntomas externos de un problema y revelar sus causas subyacentes ya que utiliza "contramedidas" en lugar de

"soluciones". Una contramedida es una acción o conjunto de acciones que busca evitar que el problema vuelva a surgir, mientras que una solución puede simplemente buscar lidiar con el síntoma. Como tal, las contramedidas son más sólidas y probablemente evitarán que el problema se repita.

Para utilizar esta herramienta se procedió de la siguiente manera:

1. Organicé una reunión con los jefes de departamento de la empresa y los dueños, que son personas familiarizadas con los detalles de las áreas de oportunidad que existen.
2. Después de intercambiar ideas y puntos de vista, concluimos que la mayor preocupación estaba relacionada con las pocas ganancias que la empresa tenía, por lo tanto el primer *por qué* se estableció con base en esta preocupación: ***¿Por qué las ganancias de la empresa son bajas?***
3. Teniendo el primer *por qué*, el procedimiento continuó hasta llegar a razones clave que nos permitieron definir un problema para el cual proponer una solución.

Al documentar esta reunión, fue más sencillo visualizar las categorías dentro de las cuales se podían clasificar las causas del problema (Ilustración 3 Análisis ¿por qué? ¿por qué? Fuente: Elaboración propia.).

Problema a estudiar	R1	P2	R2	P3	R3	P4	R4
¿Por qué las ganancias de la empresa son mínimas?			Porque se piden cantidades mayores a las que se necesitan.	¿Por qué se piden cantidades mayores a las que se necesitan?	Porque no se ha generado la información que permita tener un pronóstico de máximos y mínimos en el almacén		
	Porque los consumibles están caducando antes de ser vendidos	¿Por qué se caducan antes de ser vendidos?	Porque no existe un responsable de revisar, registrar y gestionar las fechas de caducidad y lotes	¿Por qué no existe un responsable?	Porque por ahora no se puede contratar a nadie extra solo para esa tarea		
			Porque no hay una política de almacén que explique "primeras entradas, primeras salidas"	¿Por qué no hay un control de las fechas de caducidad de los consumibles?	Porque no se le ha dado la importancia necesaria a esta información		
	Porque nos sancionan cuando no cumplimos los tiempos de entrega	¿Por qué nos sancionan?	Por no cumplir con los plazos de entrega que estipula el contrato	¿Por qué no se cumplen los tiempos de entrega?	Porque tenemos proveedores nada serios. No hay un control de fechas de contrato.		
	Porque compramos a revendedores	¿Por qué compramos a revendedores?	Porque preferimos no ser sancionados y/o quedar mal con el cliente por el tiempo de entrega	¿Por qué usualmente no cumplimos con los tiempos de entrega?	Porque no tenemos un registro y control de las fechas de entrega y de los tiempos de importación (compras)		
	Porque la encargada de compras cuida centavos y descuida los pesos.	¿Por qué no busca siempre el mejor precio?	Porque está muy ocupada con tareas extras y no tiene la experiencia necesaria en importación	¿Por qué tiene tareas extras y no ha sido capacitada?	Porque la empresa no le da el valor adecuado a su capital humano		
	Porque incrementaron el costo de refacciones y consumibles sin previo aviso	¿Por qué una empresa transnacional hizo esto?	Porque está cambiando sus procesos internos de venta	¿Por qué los cambia?	Porque empieza a tener una sucursal directa de la marca en México	¿Por qué deciden tener presencia directa en México?	Porque las ventas en México han aumentado y sus clientes cada vez son mas

Ilustración 3 Análisis ¿por qué? ¿por qué? Fuente: Elaboración propia.

Diagrama de Ishikawa

El diagrama de Ishikawa (también llamado diagramas de espina de pescado o diagramas de causa y efecto) es una técnica gráfica para mostrar las diversas causas de un evento o fenómeno específico. En particular, un diagrama de espina de pescado (la forma es similar a un esqueleto de pescado) es una herramienta común utilizada para un análisis de causa y efecto para identificar una interacción compleja de causas de un problema o evento específico y se considera una de las siete herramientas básicas de calidad (*Bermúdez, E.; J. Díaz, 2010*).

Este diagrama es una forma gráfica de exhibir gran información de causas en un espacio compacto. El uso del diagrama ayuda a los equipos a pasar de opiniones a teorías comprobables y posibles soluciones. Para hacer este diagrama se realizaron 6 pasos básicos:

1. Se declaró el problema (que era claro después de la técnica de los ¿por qué?) y se escribió en el centro a la derecha de la hoja.
2. Se establecieron las categorías de causas del problema (que ya estaban identificadas con la técnica de los ¿por qué?)
3. Se dibujó una flecha hacia la flecha central para representar cada categoría de causas, como ramas de la flecha principal.
4. Se acomodaron todas las posibles causas del problema en la categoría apropiada.
5. Se preguntó nuevamente "¿Por qué sucede esto?" sobre cada causa y se escribieron las subcausas que se derivan de las causas para generar niveles más profundos de causas. Las capas de las ramas indican relaciones causales (Ilustración 4)
6. Cuando ya no hubieron más ideas, se centró la atención en los lugares del cuadro donde hay menos causas, para ser sobre las que se trabajara.

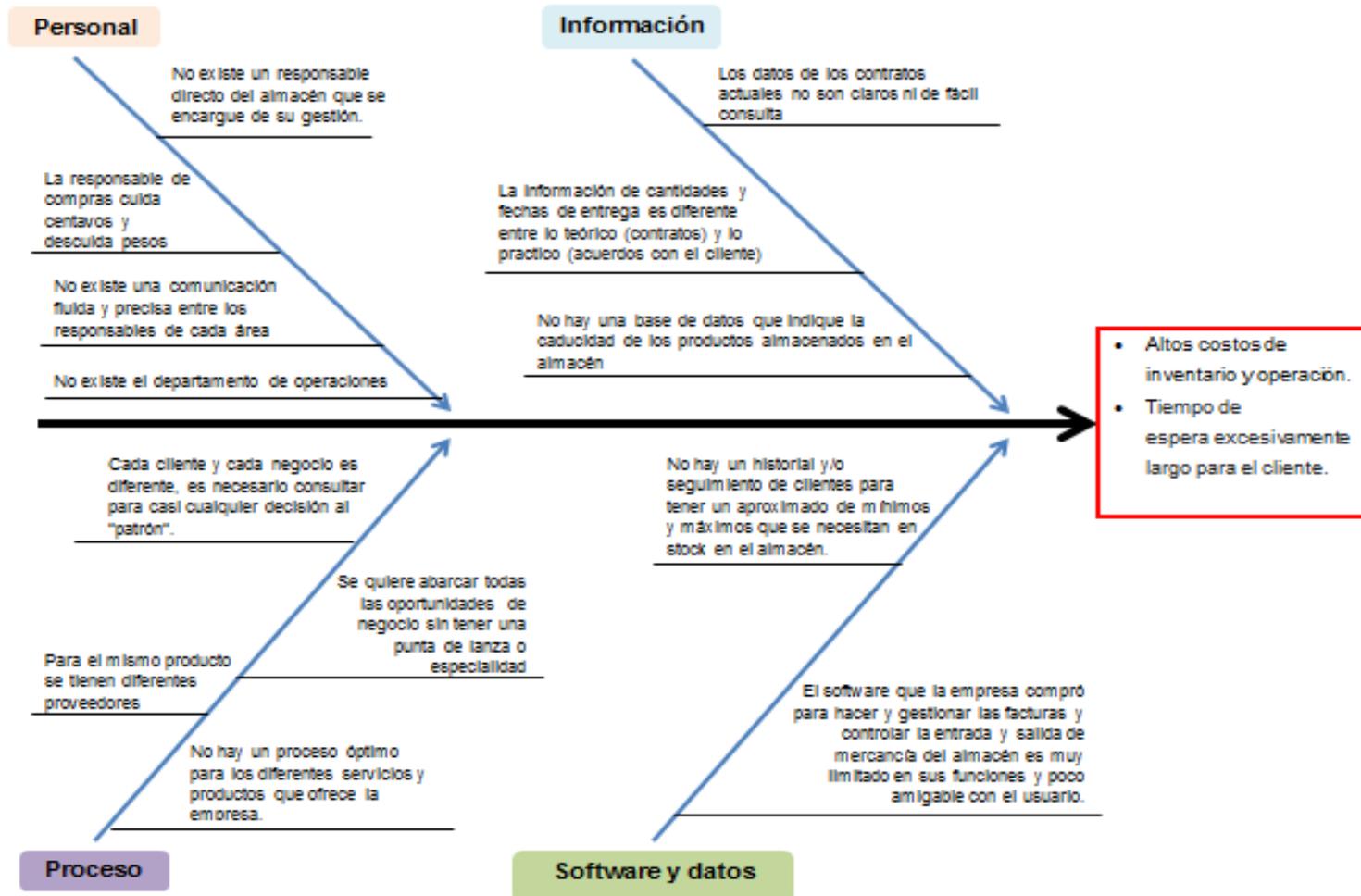


Ilustración 4 Diagrama de Ishikawa. Fuente: Elaboración propia.

Con lo antes realizado, se identificó que el problema es la mala gestión del inventario, por no identificar los niveles de inventario que deben mantenerse, así como la cantidad y el momento en el que deben adquirirse los insumos. Estas situaciones se ven reflejadas en los altos costos de mantenimiento de inventario y los largos tiempos de espera para los clientes. Por lo que se requiere plantear una estrategia para mejorar la gestión del almacén.

Capítulo 5 Propuesta de Solución (Modelo Formal)

Una vez identificado el problema, se requiere plantear una estrategia para mejorar la gestión del almacén. La propuesta consiste en utilizar la teoría de inventarios para llevar una gestión adecuada de los insumos.

Gestión de almacenes

La gestión de almacenes se define como el proceso de la función logística que trata con la recepción, almacenamiento y movimiento dentro de un mismo almacén hasta el punto de consumo de cualquier material, así como el tratamiento de la información de los datos generados. La gestión de almacenes tiene como objetivo optimizar un área logística funcional que actúa en dos etapas de flujo como lo son el abastecimiento y la distribución física, constituyendo por ende la gestión de una de las actividades más importantes para el funcionamiento de una organización (Murphy, P. R., & Knemeyer, A. M., 2015).

El objetivo general de una gestión de almacenes consiste en garantizar el suministro continuo y oportuno de los materiales y medios de producción requeridos para asegurar los servicios de forma ininterrumpida y rítmica.

Los costos del almacenamiento y de manejo de materiales se justifican, ya que pueden ser compensados con los costos de transportación y de producción-compras. Es decir, al almacenar cierto inventario, una empresa con frecuencia puede reducir los costos de producción mediante tamaños de lote y de secuenciación de producción económica. De este modo, la empresa evita las amplias fluctuaciones en los niveles de salida, debido a variaciones e incertidumbres en los

patrones de la demanda. Además, los inventarios almacenados pueden llevar a disminuir los costos de transportación mediante el envío de cantidades más grandes y más económicas. El objetivo es usar sólo la cantidad justa de almacenamiento con la que se alcance un buen equilibrio económico entre los costos de almacenamiento, producción y transportación (*Ballou, Ronald H., , 2004*)

Las instalaciones de almacenamiento se diseñan alrededor de cuatro funciones principales: mantenimiento o pertenencia, consolidación, carga fraccionada (break-bulk) y mezcla. El diseño y la distribución física (layout) del almacén reflejan el énfasis particular en satisfacer una o más de estas necesidades. Sin embargo hay que tener en cuenta que esta empresa se encuentra establecida en una casa que renta y que por cuestiones de contrato, no puede modificar su construcción o distribución de espacios.

El almacén de esta empresa se podía separar en dos por el tipo de productos a almacenar; uno con refacciones (no perecedero y sin condiciones climatologías específicas) y otro con consumibles (perecederos y con condiciones climatológicas específicas) y eso fue lo que se propuso; utilizar el cuarto de servicio que se encuentra en la azotea de la casa y mide 4.5 metros cuadrados, para las refacciones, y la bodega en el estacionamiento que mide 6 metros cuadrados, para los consumibles, por lo que también se planteó un sistema de control para los factores de temperatura y humedad. Esta última cuenta con un medio segundo piso que se puede utilizar como oficina del responsable del almacén.

Teoría de inventarios

El termino inventario se refiere a las existencias de productos y materiales con el propósito de satisfacer los patrones de demanda normales. La administración de inventarios es un componente clave en la logística y la administración de la cadena de suministro, en parte porque las decisiones de inventario suelen ser un punto de partida, o el detonante de otras actividades económicas, como el almacenamiento, transporte y gestión de materiales (Murphy, P. R., & Knemeyer, A. M., 2015).



Ilustración 5 Tipos de inventarios. Fuente: Elaboración propia.

Existen diversos tipos de inventario (ilustración 5), y para elegir qué tipo se adapta mejor a las necesidades y requerimientos de la empresa fue necesario analizar la demanda existente.

Gestión de la demanda

La gestión de la demanda se define como la creación de un flujo coordinado de demanda a través de la cadena de suministro y sus mercados. Un componente clave en esto son los pronósticos. Existen tres tipos de modelos de pronóstico de la demanda:

1. De juicio
2. De series de tiempo
3. De causa y efecto

La naturaleza de la demanda en el tiempo tiene una función importante para determinar cómo manejamos los niveles de inventarios.

La característica más común de la demanda es continuar indefinidamente. A ese patrón de demanda se refiere como perpetuo. En otro contexto, la demanda podría mostrar un patrón irregular o errático. La demanda, también puede ser perpetua, pero con periodos de poca o

ninguna demanda seguidos de periodos de alta demanda (presentar un comportamiento estacional). La programación a tiempo de la demanda irregular no es tan predecible como la demanda estacional.

Para determinar el tipo de demanda que esta empresa tiene, se utilizó el modelo de pronóstico de series de tiempo, que nos permite analizar la demanda en componentes estacionales, de tendencia y regularidad. Es bastante adecuado para identificar puntos críticos y es una excelente herramienta de pronóstico para el periodo de tiempo mediano-largo, es decir, de 3 a 12 meses (Ballou, Ronald H., 2004).

Por medio del uso de un software con enfoque al análisis estadístico llamado R, se realizaron algunos análisis simples que son comunes en el análisis de datos de series de tiempo para determinar la demanda de los principales consumibles solicitados a la empresa.

Ya en R, así lucían los datos originales:

	CONTRATOS 2017 2018
1	PRUEBA BOWIE-DICK
2	CONSUMIBLES
3	8
4	8
5	7
6	4
7	3
8	3
9	25
10	25
11	23
12	23
13	22
14	22

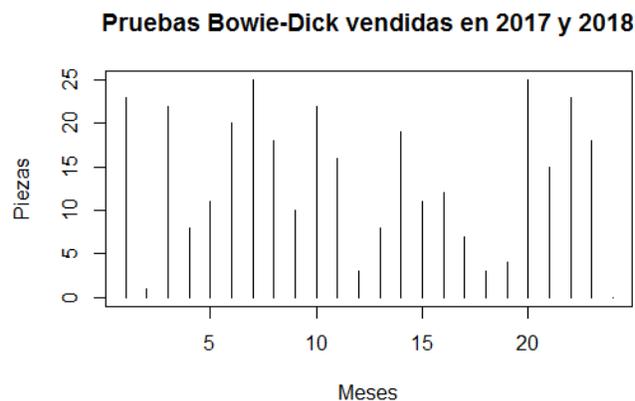


Ilustración 6 Fragmento de tabla de cantidades y gráfica de datos totales de pruebas Bowie-Dick vendidas en 2017 y 2018. Elaboración propia.

Se especificó el conjunto de datos como serie de tiempo y se graficó:

Pruebas Bowie-Dick vendidas en 2017 y 2018

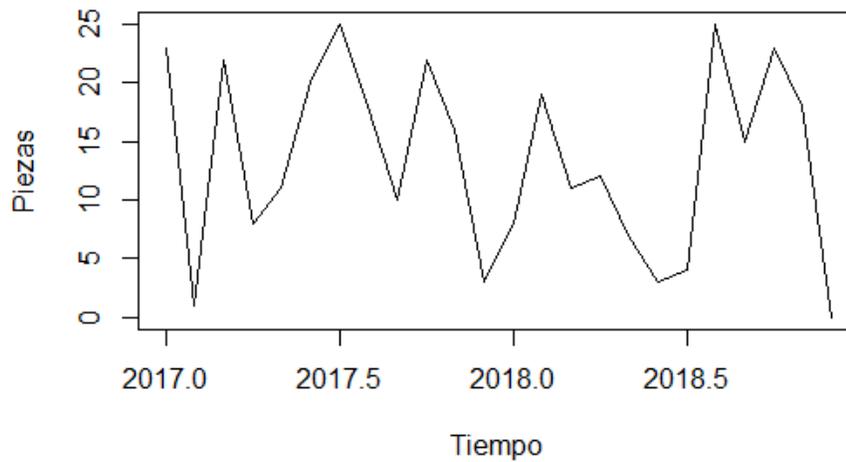


Ilustración 7 Los datos de las cantidades de pruebas Bowie-Dick vendidas en 2017 y 2018 se declaran como una variable del tipo “serie de tiempo” para realizar ciertos análisis posteriormente. Elaboración propia.

Los métodos de pronósticos basados en promedios usan alguna clase de promedio ponderado de observaciones pasadas para suavizar fluctuaciones de corto plazo. La suposición implícita de estas técnicas es que las fluctuaciones de los valores pasados representan puntos de partida aleatorios de alguna estructura subyacente. Una vez que se identifica esta estructura, es posible proyectarla hacia el futuro para generar un pronóstico. (John E. Hanke, 2006).

El método de promedios móviles utiliza la media de todos los datos para hacer el pronóstico, pero está más interesado en las observaciones recientes por lo que utiliza cada nueva observación para calcular una nueva media, sumando el valor más reciente y eliminando el valor más antiguo. Entonces se usa este promedio móvil para pronosticar el siguiente periodo.

Se utilizaron los promedios móviles para identificar la **tendencia** de las series temporales con la función SMA() y se graficó el resultado:

Pruebas Bowie-Dick vendidas en 2017 y 2018

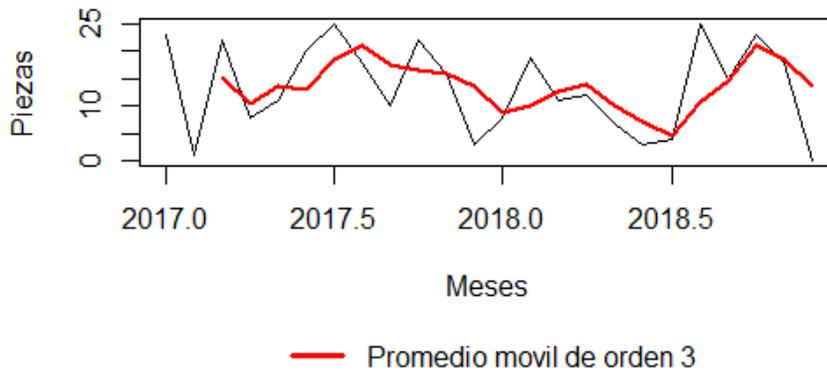


Ilustración 8 Grafica que muestra la utilización de promedios móviles de orden 3 para identificar la tendencia de la serie temporal (función SMA()). Se puede observar que las fluctuaciones se suavizan (línea roja) en comparación con la serie de tiempo. Elaboración propia.

Se puede observar que el primer lapso de tiempo no tiene datos, pues por el cálculo, se pierden las primeras 2 mediciones, y que se reducen las fluctuaciones aleatorias en la serie de tiempo.

Posteriormente se separaron las componentes de la serie de tiempo con la función decompose(), que realiza una descomposición temporal de la serie de tiempo (Y_t) transformándola en serie de frecuencia y obtiene las series de tendencia, estacionalidad e irregular de una serie temporal a través de medias móviles, además permite obtener los componentes en base a un esquema aditivo o multiplicativo, en este caso fue aditivo.

Decomposition of additive time series

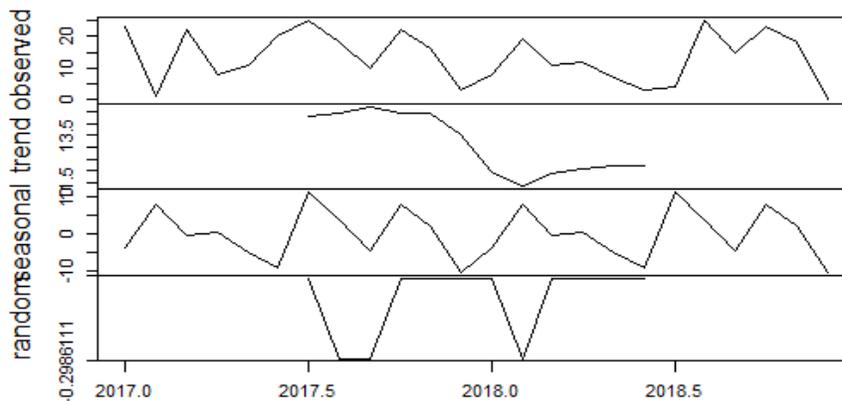


Ilustración 9 Mediante la función decompose() se realiza una descomposición temporal de la serie de tiempo original convirtiéndola en serie de frecuencia (observed), obteniendo las series de tendencia (trend), estacionalidad (seasonal) e irregularidades (random), a la vez, de una serie temporal a través de medias móviles. Elaboración propia.

Mientras que el método de promedios móviles toma en cuenta sólo las observaciones más recientes, la suavización exponencial simple ofrece un promedio móvil con peso exponencial para todos los valores previos observados. A menudo el modelo es adecuado para datos que no tienen una tendencia predecible ascendente o descendente. El objetivo es estimar el nivel real. Esta estimación de nivel se emplea luego como el pronóstico de valores futuros.

La suavización exponencial revisa continuamente un estimado a la luz de las experiencias más recientes. Este método se basa en promediar (suavizar) valores pasados de una serie de manera exponencialmente decreciente. La observación más reciente recibe el peso más grande, α (donde $0 < \alpha < 1$); la siguiente observación más reciente recibe menos peso, $\alpha (1 - \alpha)$; la observación de dos periodos en el pasado recibe incluso menos peso, $\alpha (1 - \alpha)^2$; y así sucesivamente. (John E. Hanke, 2006)

El método de Holt-Winters es una generalización del suavizado exponencial simple. Para el uso de este método se consideran tres parámetros: α , β y γ . El primero se asocia al peso relativo a las observaciones reales o pronosticadas, el segundo a la estacionalidad y el tercero a la tendencia. Si se fijan los valores de β y γ en cero, se utilizará un suavizado exponencial simple. Si se hace $\gamma = 0$, se estará empleando el método de Holt. Si se utilizan los tres parámetros, se tratará del método de Holt-Winters. (Alarcón, Zaida E., 2020.)

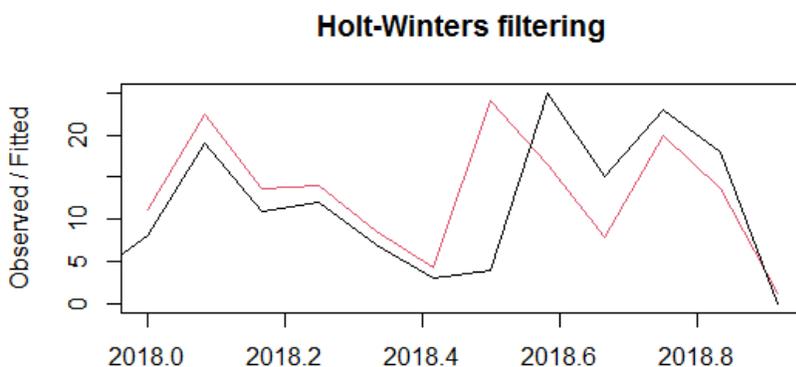


Ilustración 10 Aplicación del método de suavizado Holt-Winters (línea roja) a datos de ventas de pruebas Bowie-Dick en 2017 y 2018 (línea negra). Elaboración propia.

Como medida de la exactitud de los pronósticos, calculamos la suma de los errores al cuadrado de la muestra, es decir, los errores de pronóstico para el período de tiempo cubierto por la serie temporal original y lo dividimos entre el número de predicciones hechas.

La suma de cuadrados de los errores (SSE) es la parte de la variabilidad de la variable dependiente que no conseguimos explicar con el modelo. Es la parte que nuestro conjunto de variables independiente no consigue explicar de la variable dependiente. En palabras más simples, representa con una cifra lo que un modelo no es capaz de explicar (Marco Sanjuán, F., 2018).

El error cuadrático medio (ECM o MSE) es similar a la medida estadística de varianza (σ^2), que nos permite medir la incertidumbre alrededor de nuestro más probable pronóstico. En otras palabras, el MSE se puede ver como la varianza del error de pronóstico y para calcularlo se utiliza la siguiente formula:

$$MSE = \frac{SSE}{N}$$

Donde:

SSE = Suma de Cuadrados de los Errores

N = número de muestras

En este caso el valor del MSE es de 48.77.

Se realizó un pronóstico para el año completo siguiente:

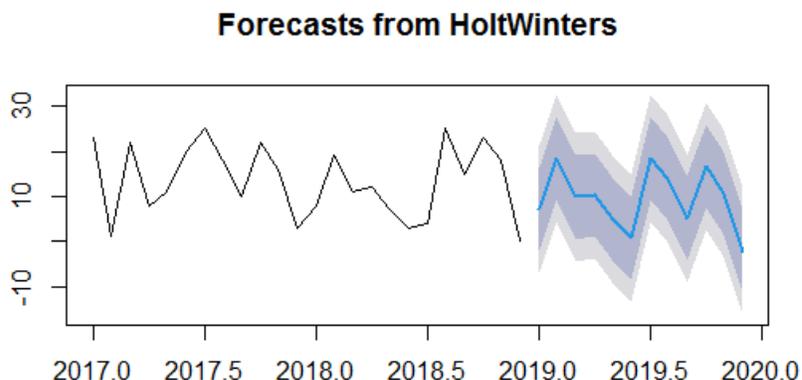


Ilustración 11 Por medio de la aplicación del método de suavizado, Holt-Winters, se puede visualizar en la gráfica la tendencia de los valores pronosticados de ventas para el año 2019 (Proyección de demanda). Elaboración propia.

Este pronóstico indicó que aproximadamente se vendería en 2019:

MES	ENE	FEB	MAR	ABR	MAY	JUN	JUL	AGO	SEP	OCT	NOV	DIC
PZ	7.25	18.51	9.8	10.31	4.93	0.71	18.47	19.89	5.16	16.76	10.60	-2.37

El número negativo se considera como 0 y al sumar todos los meses da un total de 122.39 piezas en el año, que por cuestiones de redondeo se considerará un total de 122 piezas.

Si hay correlación (cuando los valores que toman una variable en el tiempo no son independientes entre sí) entre los errores de pronóstico de predicciones sucesivas, es probable que las predicciones de suavizado exponencial simple puedan mejorarse mediante otra técnica de pronóstico. Para averiguar si esto es así se obtuvo un correlograma de los errores de previsión de la muestra.

La función de autocorrelación (ACF) mide la correlación entre dos variables separadas por k periodos y el grado de asociación lineal que existe entre dos variables del mismo proceso estocástico.

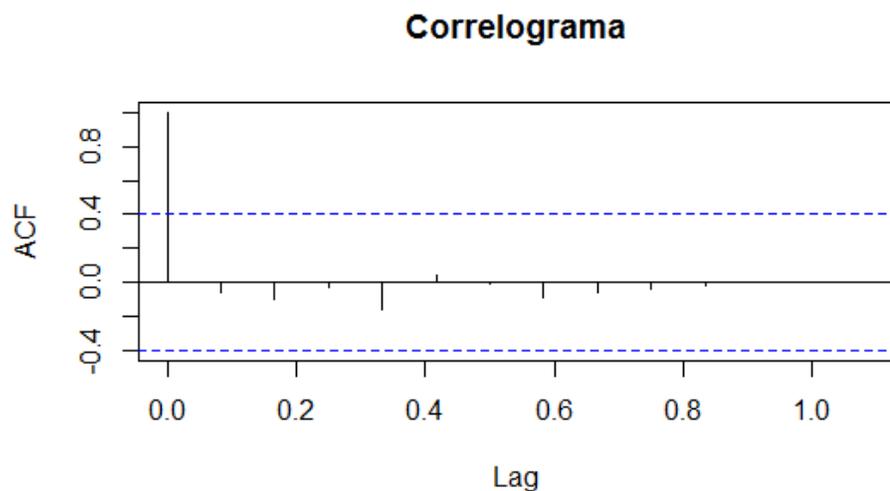


Ilustración 12 Correlograma de los errores de pronóstico. Se puede observar que los valores de la correlación están dentro de los límites de significación (entre las líneas azules), por lo que se considera que el método utilizado es adecuado. Elaboración propia.

Se puede observar que los valores de la correlación están dentro de los límites de significación (entre las líneas azules), por lo que se considera que el método es el adecuado. El único valor que está por fuera es el punto cero. Para comprobar si hay autocorrelaciones distintas de cero para los errores de previsión de la muestra, llevamos a cabo una prueba de Ljung-Box, lo que nos da como resultado:

El valor de “p” nos indica que no es ruido blanco y que el modelo utilizado fue adecuado de acuerdo al tipo de datos procesados y el tipo de información que se quería obtener.

Para comprobar si los errores de pronóstico se distribuyen normalmente con media cero, se trazó un histograma de los errores de pronóstico, con una curva normal superpuesta que tiene media cero y la misma desviación estándar que la distribución de los errores de pronóstico (línea azul). Para ello, se creó una función en R llamada ErroresPronostico y se aplicó a los datos de la prueba Bowie.

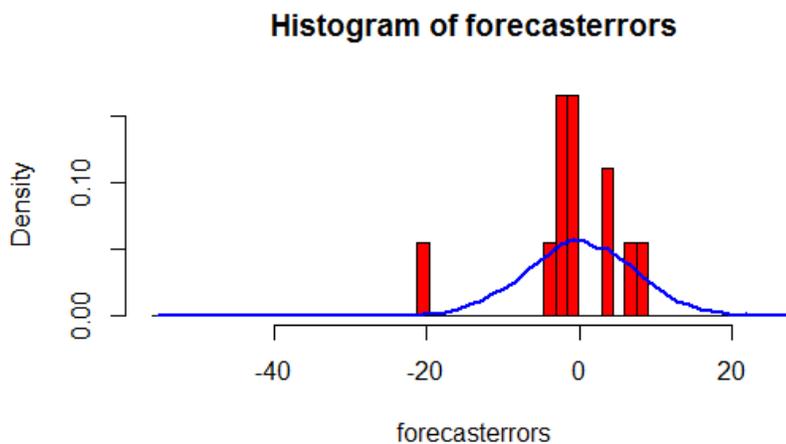


Ilustración 13 Histograma de los errores de pronóstico. Podemos observar que tiene una distribución normal y que el error de pronóstico está dentro del intervalo de confiabilidad. Elaboración propia.

En este histograma podemos observar que si tiene una distribución normal y que el error de pronóstico está dentro del intervalo de confiabilidad.

La función ErroresPronostico fue creada por medio del siguiente código:

```
1 ErroresPronostico = function(errores_pronostico)
2 {
3   # hacer histograma de los errores de pronóstico:
4   mybinsize <- IQR(forecasterrors, na.rm = TRUE)/4
5   mysd <- sd(forecasterrors, na.rm = TRUE)
6   mymin <- min(forecasterrors, na.rm = TRUE) - mysd*5
7   mymax <- max(forecasterrors, na.rm = TRUE) + mysd*3
8   # generar datos distribuidos normalmente con media 0 y desviación estándar mysd
9   mynorm <- rnorm(10000, mean=0, sd=mysd)
10  mymin2 <- min(mynorm)
11  mymax2 <- max(mynorm)
12  if (mymin2 < mymin) { mymin <- mymin2 }
13  if (mymax2 > mymax) { mymax <- mymax2 }
14  # hacer un histograma rojo de los errores de pronóstico, con los datos
15  # normalmente distribuidos superpuestos:
16  mybins <- seq(mymin, mymax, mybinsize)
17  hist(forecasterrors, col="red", freq=FALSE, breaks=mybins)
18  # freq=FALSE asegura que el área bajo el histograma = 1
19  # Generar datos distribuidos normalmente con media 0 y desviación estándar mysd
20  myhist <- hist(mynorm, plot=FALSE, breaks=mybins)
21  # trazar la curva normal como una línea azul en la parte superior del histograma
22  # de errores de pronóstico:
23  points(myhist$mids, myhist$density, type="l", col="blue", lwd=2)
24 }
```

Ilustración 14 Código en R de función ErrorPronostico

Mientras que el resto del análisis se obtuvo por medio del código siguiente:

```

1 #CONSUMIBLE: PRUEBA BOWIE-DICK
2
3 bowie=scan("../Documents/Titulación/R/PRUEBA BOWIE-DICK.csv", skip=3)
4 plot(bowie, type = "h", main = "Pruebas Bowie-Dick vendidas en 2017 y 2018",
5      xlab = "Meses", ylab = "Piezas")
6 bowie_ts=ts(bowie, frequency=12, start=c(2017,1))
7 plot(bowie_ts, main = "Pruebas Bowie-Dick vendidas en 2017 y 2018",
8      xlab = "Meses", ylab = "Piezas")
9 library(TTR)
10 bowie_ts_SMA3=SMA(bowie_ts, n=3)
11 lines(bowie_ts_SMA3, lwd = 2, col = "red")
12 legend("bottom", inset = c(0, -1.5), legend = c("Promedio móvil de orden 3"),
13      lwd = 3, col = c("red"), bty = "n", xpd = TRUE)
14 plot.ts(bowie_ts_SMA3)
15 bowie_componentes=decompose(bowie_ts)
16 bowie_componentes$seasonal
17 plot(bowie_componentes)
18 bowie_pronostico=Holtwinters(bowie_ts, beta=FALSE, gamma=FALSE)
19 bowie_pronostico$seasonal
20 plot(bowie_pronostico)
21 bowie_pronostico$SSE
22 library(forecast)
23 bowie_pronostico12=forecast(bowie_pronostico, h=12)
24 bowie_pronostico12$seasonal
25 plot(bowie_pronostico12)
26 acf(bowie_pronostico12$residuals, na.action = na.pass) # na.action: función que
27 #se llamará para manejar los valores perdidos.
28 plot(acf(bowie_pronostico12$residuals, na.action = na.pass))
29 Box.test(bowie_pronostico12$residuals, type="Ljung-Box")
30 plot.ts(bowie_pronostico12$residuals)
31 forecasterrors=bowie_pronostico12$residuals
32 ErroresPronostico (bowie_pronostico12$residuals)
33

```

Ilustración 15 Código con el que se realizó en análisis.

El procedimiento y graficas del pronóstico del resto de los consumibles se puede consultar en el anexo, y los resultados se condensaron en la tabla siguiente:

Consumible	2017	2018	Pronostico
Prolystica 2X enzimático	93	91	110
Prolystica 2X neutro	66	67	77
Prolystica 2X alcalino	110	109	96
PRE-klenz	37	31	24
Liqui-Jet	63	85	65
Valsure enzimático	64	59	51
Valsure neutro	77	99	121
Valsure alcalino	87	65	35

Consumible	2017	2018	Pronostico
VAPROX HC	102	89	90
CELERITY 20 Indicador biológico para vapor	68	59	50
CELERITY 10 Indicador químico para vapor	70	75	72
VERIFY DUAL Indicador biológico	73	78	84
CELERITY 20 Indicador biológico para peróxido	75	71	66
VERIFY V24 Indicador biológico	36	81	176
VERIFY VH2O2 Indicador físico	57	64	44
Prueba Bowie-Dick	179	145	122

Tabla 1 Cantidad de piezas pronosticadas para 2019. Elaboración propia.

Podemos observar que los productos más vendidos en 2017, no son los más vendidos en 2018 y cambian totalmente los más vendidos para el pronóstico, lo que indica que no hay una tendencia y, como se observa en las gráficas (anexo 2), no existe un efecto estacional, por eso se dice que tienen un comportamiento aleatorio.

En el caso de las refacciones, se tomaron en cuenta los 2 modelos de esterilizador que más contratos de servicio tienen: el modelo Century, que es un esterilizador de vapor, y el Vpro, que es un esterilizador de peróxido.

En la tabla siguiente se muestra la cantidad de piezas que se ocuparon en los mantenimientos preventivos, que se realizan 3 veces al año:

Century	2017	2018	2019
P764326477	42	42	42
P764326478	84	84	84
P764326479	72	72	72
P764326621	84	84	84
P764326622	42	42	42
P764326482	42	42	42
P764326483	42	42	42
P764326484	42	42	42
P764326485	84	84	84

Century	2017	2018	2019
P056402066	42	42	42
P093918511	42	42	42
P150822354	42	42	42
P010278091	42	42	42
P764080001	84	84	84
P129360802	42	42	42
P754359001	42	42	42
P093918357	21	21	21
P764323459	42	42	42
P764323595	42	42	42
P764321287	42	42	42
P764324699	42	42	42
105108	3	3	3

Tabla 2 Cantidad de refacciones para autoclave de vapor. Elaboración propia

Vpro	2017	2018	2019
P764334481	13	13	13
P764333354	13	13	13

Tabla 3 Cantidad de refacciones utilizadas para autoclave de peróxido de hidrógeno.

A diferencia de los consumibles, aquí si existe una tendencia y un efecto estacional, pues los mantenimientos se realizan siempre alrededor de las mismas fechas y de acuerdo con el manual de fabricante de estos equipos, siempre se cambian las mismas piezas y en la misma cantidad en el mantenimiento preventivo.

Costos

Para determinar la política de inventarios son importantes tres clases generales de costos:

- Costos de adquisición.
- Costos de manejo.
- Costos por falta de existencias.

Estos costos están, generalmente, en conflicto, y se busca encontrar un equilibrio entre ellos.

Para determinar el costo de adquisición total, se tomó en cuenta:

- El precio del producto.
- El costo de procesar un pedido a través de los departamentos de contabilidad y compras.
- El costo de transportar el pedido a la empresa.
- El costo de cualquier manejo o procesamiento de materiales de los artículos en el punto de recepción.

En el caso del costo de mantenimiento se obtuvo como la proporción del espacio utilizado dentro de las instalaciones de la empresa, tomando en cuenta la parte proporcional de acuerdo a la superficie que ocupan los almacenes (m^2) del costo de renta y servicios, la tasa promedio de recuperación, costos de servicio de inventario (impuestos) y costos de riesgo de inventario (productos caducados o deteriorados).

Para calcular los costos por falta de existencias, que es un cálculo un poco menos objetivo, se obtuvo un promedio del costo por ventas pérdidas y el costo por pedido pendiente.

Modelo de inventarios propuesto

Control básico de inventarios por demanda (PULL)

El control de inventarios por demanda (pull) otorga bajos niveles de inventario en los puntos de abastecimiento, debido a su respuesta a las condiciones particulares de la demanda y de costo de cada punto.

El manejo del inventario implica equilibrar la disponibilidad del producto (o servicio al cliente) con los costos de suministrar un nivel determinado de disponibilidad del producto. Como puede haber más de una manera de cumplir con el objetivo del servicio al cliente, buscaremos minimizar los costos relacionados con el inventario para cada nivel del servicio al cliente.

En el problema de la empresa analizada, se tiene una demanda perpetua, por lo que el modelo propuesto tiene esta consideración.

Pedidos repetitivos

En contraste con la demanda que ocurre periódicamente o quizás sólo una vez, la demanda puede ser continua. Los pedidos de reaprovisionamiento de inventarios se repiten en el tiempo y pueden

suministrarse completos de manera instantánea, o bien, los artículos de los pedidos pueden suministrarse a lo largo del tiempo.

Reabastecimiento instantáneo

Cuando la demanda es continua y la tasa es esencialmente constante, el control de los niveles de inventario se realiza especificando:

- 1) La cantidad que se usará para reaprovisionar el inventario según una base periódica.
- 2) La frecuencia de reaprovisionamiento del inventario.

Es un problema equilibrar los patrones de costo en conflicto. En el caso más sencillo, se requiere equilibrar los costos de adquisición frente a los costos de manejo. El modelo que se utiliza es el de la cantidad económica de pedido (EOQ) que sirve como base para muchas de las políticas de inventario del método de demanda (pull) usadas actualmente en la práctica.

Cantidad económica de pedido (EOQ)

Es el nivel de inventario que una instalación debe mantener para minimizar los costos totales de almacenamiento de inventario y los costos de pedido. La fórmula de EOQ proporciona una aproximación precisa de la cantidad óptima de pedidos cuando la demanda es incierta.

Como primer paso, definimos todas las variables del problema:

P = Costo de adquisición

D = Demanda anual

H = Costo de mantenimiento del inventario

K = Costo de preparación o colocación de la orden

Q = Tamaño de la orden

$\frac{D}{Q}$ = Pedidos anuales

$\frac{Q}{2}$ = Inventario medio anual

Algunos cálculos básicos nos darán valores para el costo anual de compra, el costo anual de mantenimiento y el costo anual de instalación:

$$\text{Costo anual de la compra (CAC)} = P * D$$

$$\text{Costo anual de mantenimiento (CAM)} = P * H * \left(\frac{Q}{2}\right)$$

$$\text{Costo anual de instalación (CAI)} = K * \left(\frac{D}{Q}\right)$$

Ahora, la combinación de estos costos nos dará el costo anual total (CAT):

$$CAT = CAC + CAM + CAI$$

Ahora se debe determinar qué valor de Q minimizará el costo total anual.

La fórmula para el EOQ podría derivarse estableciendo la fórmula para el costo anual total igual a 0 y resolviendo para Q .

$$CAT = P * D + K * \frac{D}{Q} + H * \frac{Q}{2}$$

$$\frac{dCAT}{dQ} = \frac{d}{dQ} \left(P * D + K * \frac{D}{Q} + H * \frac{Q}{2} \right) = 0$$

$$\Rightarrow \frac{H}{2} = \frac{KD}{Q^2}$$

$$\Rightarrow Q_{OPT} = \sqrt{\frac{2KD}{H}}$$

Aplicando lo anterior, se obtuvo el siguiente resultado para cada uno de los consumibles antes mencionados:

Consumible	Q usada	Q calculada	Ahorro
Prolystica 2X enzimático	16	12	\$ 27.63
Prolystica 2X neutro	12	16	\$ 221.81
Prolystica 2X alcalino	12	17	\$ 282.50
PRE-klenz	2	16	\$ 535.50
Liqui-Jet	4	19	\$ 672.28
Valsure enzimático	4	14	\$ 487.96
Valsure neutro	4	28	\$ 1,337.11
Valsure alcalino	4	14	\$ 334.75
VAPROX HC	8	11	\$ 368.48
CELERITY 20 Indicador biológico para vapor	4	7	\$ 358.21
CELERITY 10 Indicador químico para vapor	4	22	\$ 765.09
VERIFY DUAL Indicador biológico	4	10	\$ 714.60
CELERITY 20 Indicador biológico para peróxido	4	6	\$ 419.50

Consumible	Q usada	Q calculada	Ahorro
VERIFY V24 Indicador biológico	2	9	\$ 3,490.67
VERIFY VH2O2 Indicador físico	2	18	\$ 997.33
Prueba Bowie-Dick	12	59	\$ 430.79
Total anual			\$11,444.22

Tabla 4 Tamaño de orden (Q). Elaboración propia.

Podemos observar que al calcular Q se pudo hacer una mejora en el costo anual total de todos los productos, siendo el caso del indicador físico VERIFY VH2O2 el ahorro más significativo, y proporcionando un ahorro total de \$11,444.22 anuales sin sumar aun las sanciones y aumento de costo de cuando se tiene que comprar a la competencia por no contar con un stock adecuado en el almacén.

En el caso de las refacciones, el tamaño de órdenes óptimos, con base en las demandas identificadas, se muestra en la Tabla 5 y la Tabla 6.

Century	Q usada	Q calculada	Ahorro
P764326477	4	8	\$ 141.88
P764326478	4	9	\$ 308.48
P764326479	4	7	\$ 183.28
P764326621	4	8	\$ 291.51
P764326622	6	11	\$ 78.40
P764326482	2	5	\$ 416.71
P764326483	4	7	\$ 82.71
P764326484	8	12	\$ 28.28
P764326485	8	17	\$ 150.53
P056402066	4	7	\$ 98.25
P093918511	2	6	\$ 483.08
P150822354	2	6	\$ 512.08
P010278091	2	6	\$ 451.29
P764080001	4	9	\$ 303.77
P129360802	6	17	\$ 152.11
P754359001	4	3	\$ 24.57
P093918357	4	6	\$ 35.36
P764323459	4	5	\$ 27.38
P764323595	6	10	\$ 56.90
P764321287	6	12	\$ 85.00
P764324699	2	5	\$ 430.87
105108	1	2	\$ 35.99

Century	Q usada	Q calculada	Ahorro
Total anual =		\$ 4,378.44	

Tabla 5 Tamaño de orden (Q). Elaboración propia.

Vpro	Q usada	Q calculada	Ahorro
P764334481	4	1	\$ 1,633.11
P764333354	8	1	\$ 3,472.60
Total anual =		\$ 5,105.71	

Tabla 6 Tamaño de orden (Q). Elaboración propia.

Para las refacciones el ahorro total es de \$7,851.04 pesos anuales sin sumar aun las sanciones y aumento de costo cuando se tiene que comprar a la competencia por no contar con un stock adecuado en el almacén.

En total, entre consumibles y refacciones tenemos un ahorro total de \$17,639.76 pesos anuales como mínimo, pues a esto aún se le sumarian las multas que no se tendrían y las diferencias de los costoso que genera comprar a la competencia cuando no se tiene el stock suficiente.

Tiempo de entrega para reabastecimiento

Usando la fórmula de la EOQ como parte de un procedimiento de control básico de inventarios, surge un patrón con forma de diente de sierra de reducción y reaprovisionamiento de inventarios, como se ilustra en la Ilustración 16. Ahora podemos introducir la idea del punto de reorden, que es la cantidad a la cual se permite dejar caer el inventario antes de colocar un pedido de reaprovisionamiento. Como en general hay un lapso entre el momento en el que se coloca el pedido y el momento en el que los artículos están disponibles en el inventario, la demanda que ocurre en este tiempo intermedio tiene que anticiparse. El punto de reorden R se calcula como:

$$R = d * TE$$

Donde:

R = Cantidad de punto de reorden, en unidades

d = Tasa de demanda, en unidades de tiempo

TE = Tiempo de entrega promedio, en unidades de tiempo

La tasa de demanda (d) y el tiempo de entrega promedio (TE) deben expresarse en la misma dimensión de tiempo.

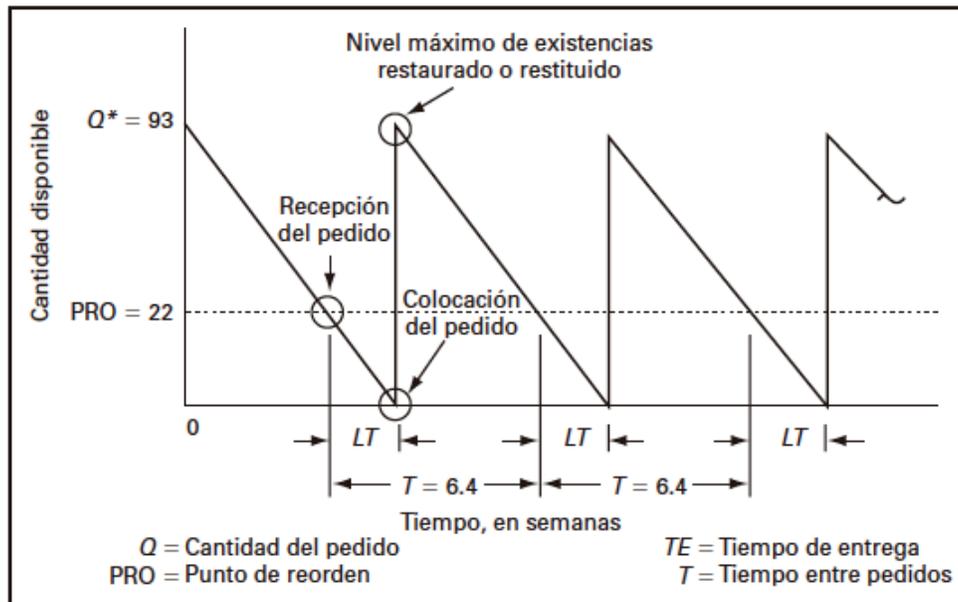


Ilustración 16 Modelo de control básico de inventarios de demanda (pull) para una parte de reaprovisionamiento. Fuente:Frederick S. Hillier, Gerald J. Lieberman. (2010).

El modelo EOQ básico tiene los siguientes supuestos:

1. Se conoce la tasa de demanda de d unidades por unidad de tiempo.
2. La cantidad ordenada (Q) para reabastecer el inventario llega de una sola vez cuando se desea, es decir, cuando el nivel del inventario baja hasta el punto de reorden.
3. No se permiten faltantes.

El supuesto 2 asume de manera implícita un tiempo de entrega constante.

El tiempo entre reabastecimientos consecutivos del inventario se conoce como ciclo. En general, la longitud del ciclo es $\frac{Q}{d}$.

El costo total por unidad de tiempo T se obtiene a partir de los siguientes componentes:

- Costo de ordenar por ciclo es $K + PQ$.
- El nivel de inventario promedio durante un ciclo es $\frac{Q}{2}$ unidades, y el costo correspondiente es $\frac{HQ}{2}$ por unidad de tiempo.

- Como la longitud del ciclo es Q/D , el costo por mantener el inventario por ciclo es $\frac{HQ^2}{2D}$.
- El costo total por ciclo es $K + PQ + \frac{HQ^2}{2D}$.
- El costo por unidad de tiempo es:

$$T = \frac{K + PQ + \frac{HQ^2}{2D}}{\frac{Q}{D}} = \frac{DK}{Q} + DP + \frac{HQ}{2}$$

Recordando que el valor de Q que minimiza $T(Q^*)$ es:

$$Q^* = \sqrt{\frac{2DK}{H}}$$

El tiempo de ciclo correspondiente, t^* , es

$$t^* = \frac{Q^*}{D} = \sqrt{\frac{2K}{DH}}$$

Los resultados de calcular el punto de reorden y el costo por unidad de tiempo es el siguiente:

Consumible	R	t	T
Prolystica 2X enzimático	27	0.109	\$ 159,417.80
Prolystica 2X neutro	19	0.208	\$ 43,365.84
Prolystica 2X alcalino	23	0.177	\$ 62,688.43
PRE-klenz	6	0.667	\$ 4,316.90
Liqui-Jet	16	0.292	\$ 23,574.95
Valsure enzimático	13	0.275	\$ 24,156.14
Valsure neutro	29	0.231	\$ 35,916.09
Valsure alcalino	9	0.400	\$ 11,327.85
VAPROX HC	22	0.122	\$ 127,617.55
CELERITY 20 Indicador biológico para vapor	12	0.140	\$ 85,364.46
CELERITY 10 Indicador químico para vapor	18	0.306	\$ 20,327.46
VERIFY DUAL Indicador biológico	20	0.119	\$ 121,388.65
CELERITY 20 Indicador biológico para peróxido	16	0.091	\$ 184,041.15
VERIFY V24 Indicador biológico	42	0.051	\$ 676,837.56
VERIFY VH2O2 Indicador físico	11	0.409	\$ 11,565.12
Prueba Bowie-Dick	29	0.484	\$ 8,768.93

Tabla 7 Punto de reorden (R) calculado y costo por unidad de tiempo (T). Elaboración propia.

En el caso de las refacciones:

Century	R	T
P764326477	7	\$ 53,229.95
P764326478	14	\$ 193,592.23
P764326479	12	\$ 218,913.32
P764326621	14	\$ 206,335.70
P764326622	7	\$ 28,419.00
P764326482	7	\$ 127,772.53
P764326483	7	\$ 83,172.18
P764326484	7	\$ 25,798.80
P764326485	14	\$ 49,896.43
P056402066	7	\$ 73,806.18
P093918511	7	\$ 97,377.15
P150822354	7	\$ 85,995.15
P010278091	7	\$ 111,111.15
P764080001	14	\$ 197,036.23
P129360802	7	\$ 12,180.43
P754359001	7	\$ 332,304.08
P093918357	3	\$ 22,963.65
P764323459	7	\$ 135,122.53
P764323595	7	\$ 36,292.45
P764321287	7	\$ 26,386.80
P764324699	7	\$ 120,758.53
105108	1	\$ 4,945.55

Tabla 8 Punto de reorden (R) calculado y costo por unidad de tiempo (T). Elaboración propia.

Capítulo 6 Simulación de la propuesta de solución.

Desde sus inicios, la industria ha experimentado varios cambios de paradigma, que se denominan revoluciones industriales. Actualmente la industria está en su cuarta era y de ahí el término "industria 4.0". El término tiene su origen en la expresión alemana "industrie 4.0", que se dio a conocer en 2011, cuando una asociación del mismo nombre promovió una idea con el objetivo de mejorar la competitividad de la industria manufacturera alemana. A partir de entonces, el término se adoptó en Europa como "industria 4.0" (Vieira, A. Et al., 2020).

La integración del mundo físico y su copia virtual en el ciberespacio, a través de Cyber-Physical Systems (CPS), y el Internet of Things (IoT) son algunos de los pilares de la Industria 4.0. Al implementar estos conceptos, la fábrica inteligente será una realidad.

El objetivo de la Industria 4.0 es, por tanto, mejorar los procesos industriales. Tal mejora puede involucrar varios métodos, y los autores enfatizan el uso de simulación para analizar el comportamiento de sistemas complejos como las cadenas de suministro (SC). Un ejemplo de aplicación de las simulaciones es analizar escenarios de crisis en SC, para lo cual también es importante señalar la importancia de usar Big Data junto con tales soluciones, ya que permite que los datos de varias fuentes se consideren en el modelo (Kagermann H, et al., 2013.)

Software

Para realizar la simulación fue necesario la manipulación, procesamiento y visualización gráfica de datos; información histórica existente y generar la información sobre los pronósticos, como se

puede observar en la sección de *Gestión de la demanda* de este trabajo, lo que presenta un claro ejemplo de la importancia de contar con la información y su aplicación en el lenguaje de R.

Por su parte, SIMIO es un software de modelización, simulación y animación 3D de flujos de procesos por eventos discretos, basado en un enfoque mixto que combina objetos y procedimientos para producir modelos de comportamiento de sistemas logísticos, industriales y de servicios.

Aunque hay poca demanda de este tipo de software en el área de salud, tenemos ejemplos de su implementación en casos como el Hospital Bichat-Claude Bernard que se encuentra en Francia, donde en 2014 realizaron la modelización y simulación de la disponibilidad de médicos en urgencias con el software de SIMIO.

Simulación

En este trabajo, la simulación tuvo por objetivo demostrar la factibilidad de los números obtenidos anteriormente, de acuerdo al modelo EOQ (Economic Order Quantity): cantidad óptima a ordenar (Q) y punto de reorden (R) (Tabla 4 Tamaño de orden (Q). Elaboración propia. y Tabla 7 Punto de reorden (R) calculado y costo por unidad de tiempo (T). Elaboración propia.)

Estos dos datos calculados anteriormente (Q y R) y otros dos, se tomaron como parámetros para hacer una simulación más certera:

- Inventario inicial
- Punto de reorden (R)
- Límite de orden (Q)
- Punto de revisión de inventario

Para todos los casos, se consideró la cantidad de 0 inventario inicial, los 40 días de entrega por parte del proveedor, más los 3 días de preparación de la orden que este emplea.

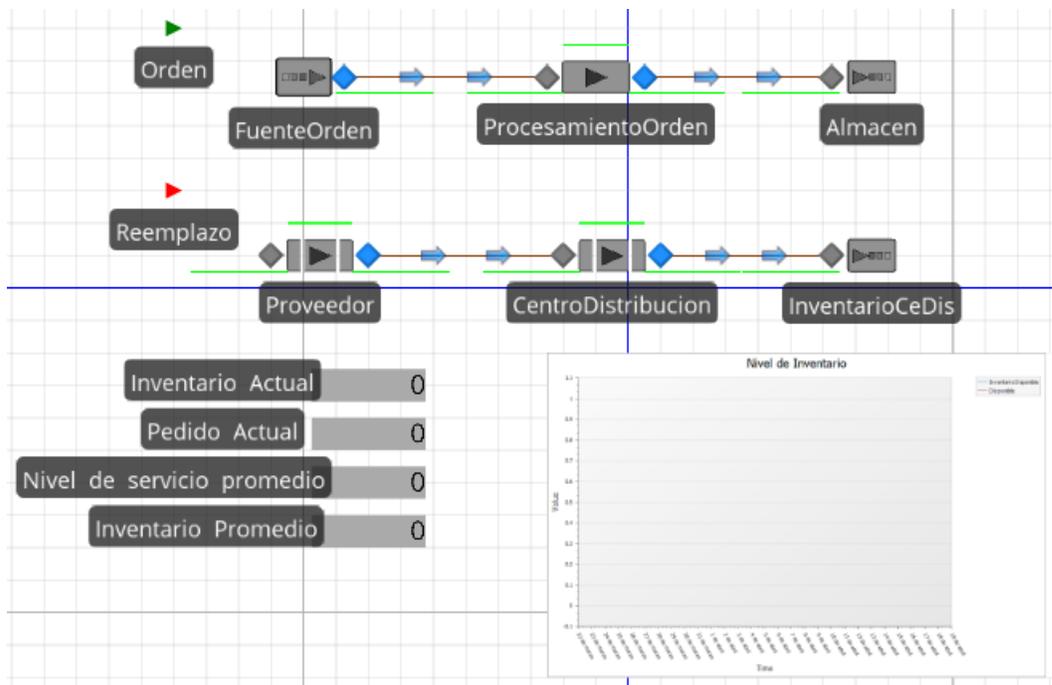


Ilustración 17 Esquema general de proceso. Simio. Elaboración propia

De la librería estándar se utilizaron los siguientes componentes para construir la simulación:

Source: Genera objetos de entidad de un tipo y patrón de llegada específicos. Se utiliza para generar una secuencia de llegadas al sistema que sale del objeto en el nodo de Salida.

Server: Representa un proceso capacitado como una máquina o una operación de servicio. Se utiliza para modelar un recurso limitado, como una máquina o una operación de servicio, que tiene una ubicación fija en el sistema. Un servidor podría usarse para modelar un mostrador de facturación en un aeropuerto, un cajero automático, un puesto de perritos calientes, una silla de barbero o un taladro. El servidor tiene un nodo de entrada donde las entidades ingresan al servidor y un nodo de salida donde salen del servidor.

Workstation: Modela una estación de trabajo compleja con fases de instalación, procesamiento y desmontaje y requisitos secundarios de recursos y materiales. En la estación de trabajo, la actividad de procesamiento está precedida por una actividad de configuración y seguida de una actividad de desmontaje. La estación de trabajo tiene un solo nodo de entrada asociado y un solo nodo de salida asociado.

Sink: Destruye las entidades que han completado el procesamiento en el modelo.

La simulación se corrió para 51 semanas (un año), con días por unidad de tiempo. Cuando se ejecuta, se muestra en la gráfica y en el panel en “tiempo real” como va variando la cantidad del inventario, la cantidad ya pedida, el nivel de servicio promedio y el promedio del inventario. Tres de estos cuatro parámetros son cantidades (piezas, galones y cajas) pero en el caso del nivel de servicio es diferente.

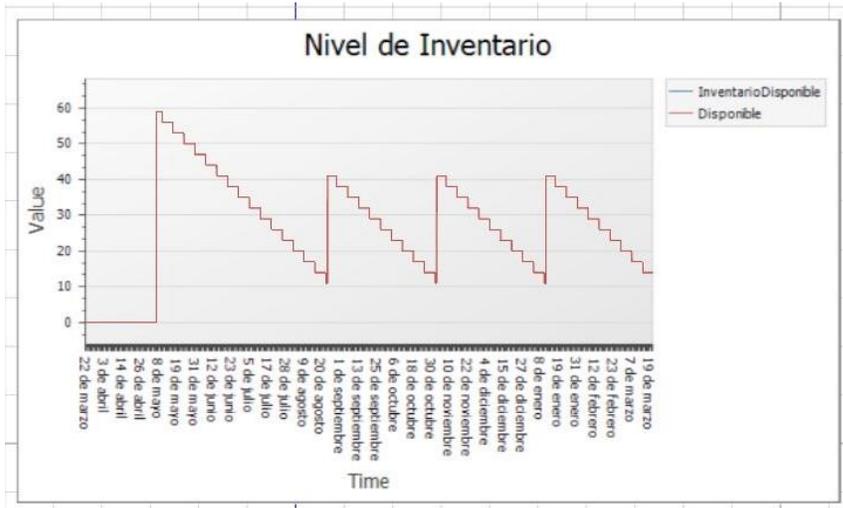


Ilustración 18 Grafica resultante al ejecutar la simulación correspondiente a la prueba Bowie Dick en Simio. Elaboración propia

Se puede observar que se presenta el comportamiento esperado de acuerdo a la Ilustración 16 para el planteamiento que se ha hecho conforme al tipo de inventario propuesto y el análisis realizado tipo EOQ.

El nivel de servicio se define como el porcentaje de los pedidos que la empresa es capaz de atender dentro de un plazo determinado. Por tanto, el nivel de servicio representa una compensación entre costos de inventario y costos por falta de existencias. Este indicador se expresa en porcentaje y se calcula de la siguiente manera:

$$\text{Nivel de servicio } [\%] = \frac{\text{Ventas}}{\text{Demanda}} * 100$$

Tener un buen nivel de servicio significa que los clientes encuentran el artículo que buscan en el momento en que lo buscan (Carro Paz, R. Gonzále Gómez, D., 2013).

Capítulo 7 Conclusiones

En este trabajo se identificó un problema en la gestión del almacén de una empresa dedicada a la compra, venta, distribución, arrendamiento y reparación de equipo médico, equipos de laboratorio y materiales de curación.

Dado el contexto, la situación podía ser abordada desde el enfoque de la logística hospitalaria. Se utilizaron herramientas de análisis para definir un problema a partir de los antecedentes presentados, lo que nos permitió conceptualizar y formalizar soluciones realmente viables, así se optimizaron los resultados. Una vez definido el problema, se utilizaron herramientas de pronósticos de la demanda y gestión de inventarios.

Con la información histórica del uso de consumibles, se utilizaron modelos de series de tiempo para el pronóstico de la demanda, concretamente el modelo de Holt-Winters, ya que los datos presentaban componentes de tendencia y estacionalidad. En el caso de las refacciones, no fue necesario utilizar herramientas de pronósticos, ya que se tiene una programación de mantenimientos preventivos que permite conocer la cantidad de insumos necesarios.

Parte de las dificultades que se tuvieron para recabar la información de los contratos para concentrarla en el formato de Excel, es que no coincidía la información (fechas, números de referencia del producto, cantidades, desglose de precios, etc.) con la realidad, pues por razones administrativas internas de cada hospital y clínica existen conceptos con montos determinados para asignar recursos. Estos conceptos al no ser considerados por profesionales especialistas (médicos, ingenieros y enfermeras) sino por personal administrativo (contadores y economistas) impiden una gestión transparente del recurso económico y provoca que se tenga que disfrazar el uso del dinero. Sin mencionar que el proceso para que pase de una necesidad del hospital (cotización) a un contrato autorizado es muy largo, lo que obliga a las empresas a crear acuerdos

de palabra para ayudar a resolver el problema (normalmente de carácter urgente) del hospital antes de que se firme el contrato, lo que trae como consecuencia un incremento en el precio de los contratos por el porcentaje de protección de lo que pueda suceder fuera del tiempo de contrato.

Tener herramientas que permitan tener un pronóstico de una demanda tan cambiante proporciona una pauta para disminuir pérdidas económicas a causa de calcular por tanteo de lo que debe haber en almacén.

Con el método propuesto, se pretendió desarrollar una estrategia de toma de decisiones que contribuyera a una operación más eficiente de la empresa XYZ en el punto clave de su funcionamiento: el almacén.

Teniendo en cuenta el impacto que podría tener la implementación de dicha propuesta en la empresa, se buscó la manera de demostrar su viabilidad a los stakeholders, simulándola en un software de modelado de procesos que permitiera observar los pros y contras de usar la información obtenida del pronóstico y del modelo EOQ, lo que fue muy útil para calcular riesgos.

Falta crear consciencia sobre la importancia e impacto que tienen este tipo de trabajos dentro de una empresa, ya que es complicado generar la confianza suficiente en los stakeholders en las propuestas que generamos siendo aún estudiantes y sin tener experiencia laboral previa, lo que vuelve a las simulaciones una herramienta muy poderosa.

Referencias

- Card, A. (2017). The problem with '5 whys'. *BMJ Quality & Safety*, 671-677.
- Carro Paz, R., & González Gómez, D. (s.f.). *Núlan*. Recuperado el 2021, de http://nulan.mdp.edu.ar/1830/1/gestion_stock.pdf
- Coccia, M. (2018). The Fishbone Diagram to Identify, Systematize and Analyze the Sources of General Purpose Technologies. *Journal of Social and Administrative Sciences*, 291-303.
- Alarcón Bernal, Z., & Aceves García, R. (2021). A Conceptual Model That Identifies Mathematical Models and Lean Techniques for Problem-Solving at the Different Decision-Making Levels of Service Companies. *Journal of Service Science and Management*, 1-29.
- Alexander Alberto Correa Espinal, R. A. (2010). Gestión de almacenes y tecnologías de la información y comunicación (TIC). *ScienceDirect*, 145-171.
- Ballou, R. (2004). *Logística. Administración de la cadena de suministro*. México: Pearson Educación.
- Bernal, Z. E. (2020). *Gestión de inventarios, planeación y control de recursos hospitalarios*. México.
- Birrell, M. (2004). *Simplicidad Inherente: Fundamentos de la Teoría de Restricciones*. España: LibrosEnRed.
- Flamarique, S. (2019). *Manual de gestión de almacenes*. Barcelona: Marge Books.

- Hanke, J. (2006). *Pronósticos en los negocios*. México: Pearson Educación.
- Hillier, F., & Lieberman, G. (2010). *Introducción a la investigación de operaciones*. . México: McGraw-Hill.
- Kagerman , H., Wahlster, W., Helbig, J., & Hellinger, A. (2013). Recommendations for Implementing the Strategic Initiative INDUSTRIE 4.0: Securing the Future of German Manufacturing Industry ; Final Report of the Industrie 4.0 Working Group. *Forschungsunion*.
- Murphy, P. R., & Knemeyer, A. M. (2015). *Logística contemporánea*. México: Pearson.
- Vieira, A., Días, L., Santos, M., Pereira, G., & Oliveira, J. (2020). Are Simulation Tools Ready For Big Data? Computational Experiments with Supply Chain Models Developed in Simio. *Elsevier*.
- Vorne Industries. (2011). *Theory of Constraints*. Recuperado el 2020, de LeanProduction: <https://www.leanproduction.com/theory-of-constraints.html>

Anexos

Anexo 1: Formato

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R	S	
1	NOMBRE VENDEDOR: SERVICIO																			
2	INSTITUCION U HOSPITA ANGELES VILLAHERMOS																			
3	NUMERO DE CONTRATO	FECHA INICIO	FECHA TERMINO	VALOR CONTRATO	MONTO FACTURADO	% FACTURADO	MONTO PAGADO	% PAGADO &												
4																				
5																				
6	CALENDARIO DE FACTURACION																			
7	PROGRAMACION DE FACTURA	OCT. 2018	NOV. 2018	DIC. 2018	ENE. 2019	FEB. 2019	MAR. 2019	ABR. 2019	MAY. 2019	JUN. 2019	JUL. 2019	AGO. 2019	SEPT. 2019							
8	NUM. FACTURA																			
9	VALOR FACTURA																			
10	STATUS FACTURA																			
11																				
12	CALENDARIO DE SERVICIOS																			
13	FRECUENCIA DE SERVICIO	FECHA PROGRAMA DA	STATUS	FECHA PROGRAMA DA	STATUS	FECHA PROGRAMA DA	STATUS	FECHA PROGRAMA DA												
14																				
15																				
16																				
17																				
18	DATOS CONTRATO (PROYECCION)										INFORMACION REPORTES SERVICIO									
19	EQUIPOS	NO. PARTES CONSIDERADAS	TOTAL PARTES	DN	TOTAL	COSTO	COSTO TOTAL	PRECIO UNITARIO	PRECIO TOTAL	OTROS GASTOS	FECHAS SERVICIO	FOLIO REPORTES SERVICIO	TECNICO	NO PARTES INSTALADAS	TOTAL PARTES	COSTO UNITARIO REAL	COSTO TOTAL	PRECIO UNITARIO	PRECIO TOTAL	
20																				
39																				
40									TOTAL	\$ -							TOTAL	\$ -		
41	COSTO DE COMPRA	\$ -									COSTO DE COMPRA	\$ -								
42	MANO DE OBRA	\$ 100.00									MANO DE OBRA	\$ 100.00								
43	GASTOS OPERATIVOS	\$ 100.00									GASTOS OPERATIVOS	\$ 100.00								
44	OTROS GASTOS	\$ 100.00									OTROS GASTOS	\$ 100.00								
45	TOTAL GASTOS	\$ 300.00									TOTAL GASTOS	\$ 300.00								
46	UTILIDAD O PERDIDA	-\$ 300.00									UTILIDAD O PERDIDA	-\$ 300.00								
47	% UTILIDAD O PERDIDA	#DIV/0!									% UTILIDAD O PERDIDA	#DIV/0!								

Ilustración 19 Formato en Excel para organizar la información de contratos. Fuente: Elaboración propia

Anexo 2: Pronósticos de la demanda con series de tiempo en R.

Por medio del uso de un software con enfoque al análisis estadístico llamado R, se realizaron algunos análisis simples que son comunes en el análisis de datos de series de tiempo. Primero se adecuo la información recabada de los contratos (ilustración 6: Formato de Excel) a archivos tipo CVS (valores separados por comas) para poder procesar los datos de los 16 consumibles diferentes:

Indicadores físicos:

- Prueba Bowie-Dick
- Verify VH2O2 indicator tape

Detergentes:

- Prolystica 2X enzimático
- Prolystica 2X neutro
- Prolystica 2X alcalino
- PRE-klenz
- Liqui-Jet
- Valsure enzimático
- Valsure neutro
- Valsure alcalino

Indicadores biológicos:

- Celerity 20 steam biological indicator
- Celerity 20 hp biological indicator
- Verify v24 self-contained biological indicator
- Verify dual species self-contained biological

Indicadores químicos:

- Celerity 10 steam chemical indicator

Agente esterilizante:

- VAPROX HC

Análisis de datos de las ventas de la Prueba Bowie-Dick en 2017 y 2018

Ya en R, así lucían los datos originales:

	CONTRATOS 2017 2018
1	PRUEBA BOWIE-DICK
2	CONSUMIBLES
3	8
4	8
5	7
6	4
7	3
8	3
9	25
10	25
11	23
12	23
13	22
14	22

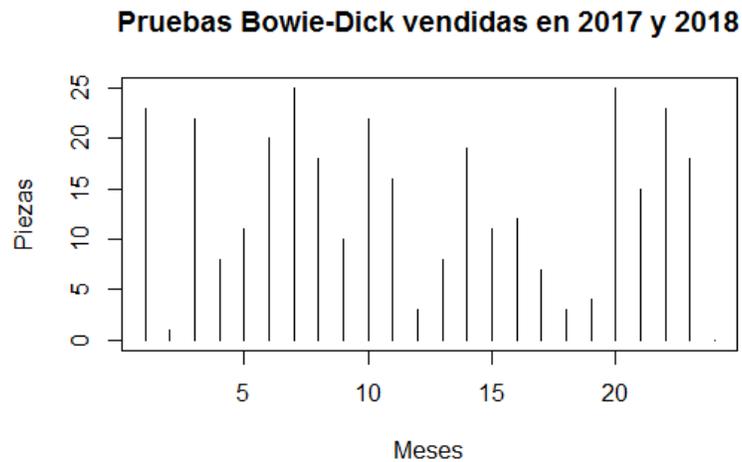


Ilustración 20 Fragmento de tabla de datos y gráfica de datos totales de pruebas Bowie-Dick vendidas en 2017 y 2018. Elaboración propia.

Se especificó el conjunto de datos como serie de tiempo y se graficó:

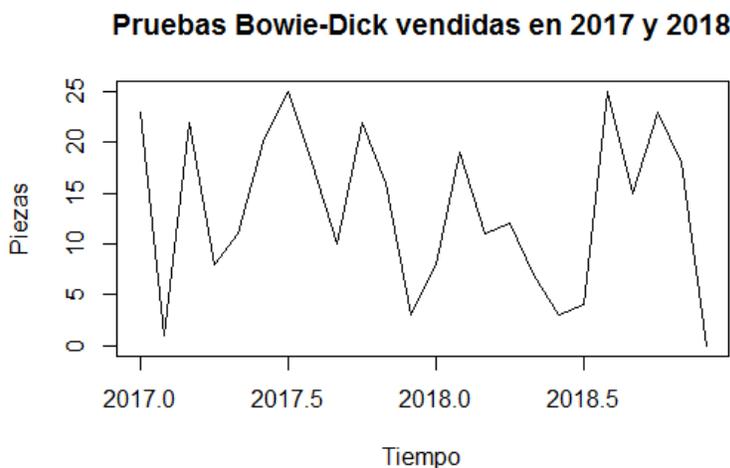


Ilustración 21 Serie de tiempo de los datos de pruebas Bowie-Dick vendidas en 2017 y 2018. Elaboración propia

Los métodos de pronósticos basados en promedios usan alguna clase de promedio ponderado de observaciones pasadas para suavizar fluctuaciones de corto plazo. La suposición implícita de estas técnicas es que las fluctuaciones de los valores pasados representan puntos de partida aleatorios de alguna estructura subyacente. Una vez que se identifica esta estructura, es posible proyectarla

hacia el futuro para generar un pronóstico. (John E. Hanke . (2006). *Pronósticos en los negocios*. México: Pearson Educación. Capítulo 4: Promedios móviles y métodos de suavizamiento.)

El método de promedios móviles utiliza la media de todos los datos para hacer el pronóstico, pero está más interesado en las observaciones recientes por lo que utiliza cada nueva observación para calcular una nueva media, sumando el valor más reciente y eliminando el valor más antiguo. Entonces se usa este promedio móvil para pronosticar el siguiente periodo.

Se utilizaron los promedios móviles para identificar la **tendencia** de las series temporales con la función SMA() y se graficó el resultado:

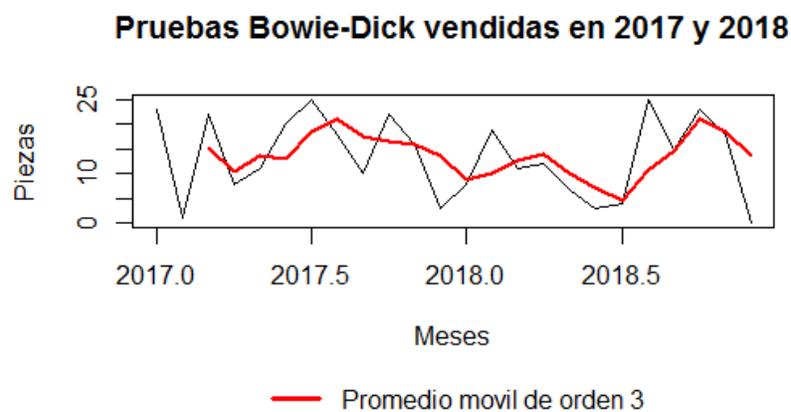


Ilustración 22 Método de promedios móviles de orden 3.
Elaboración propia

Se puede observar que el primer lapso de tiempo no tiene datos, pues por el cálculo, se pierden las primeras 2 mediciones, y que se reducen las fluctuaciones aleatorias en la serie de tiempo.

Posteriormente se separaron las componentes de la serie de tiempo con la función `decompose()`, que realiza una descomposición temporal de la serie de tiempo (Y_t) transformándola en serie de frecuencia y obtiene las series de tendencia, estacionalidad e irregular de una serie temporal a través de medias móviles, además permite obtener los componentes en base a un esquema aditivo o multiplicativo, en este caso fue aditivo.

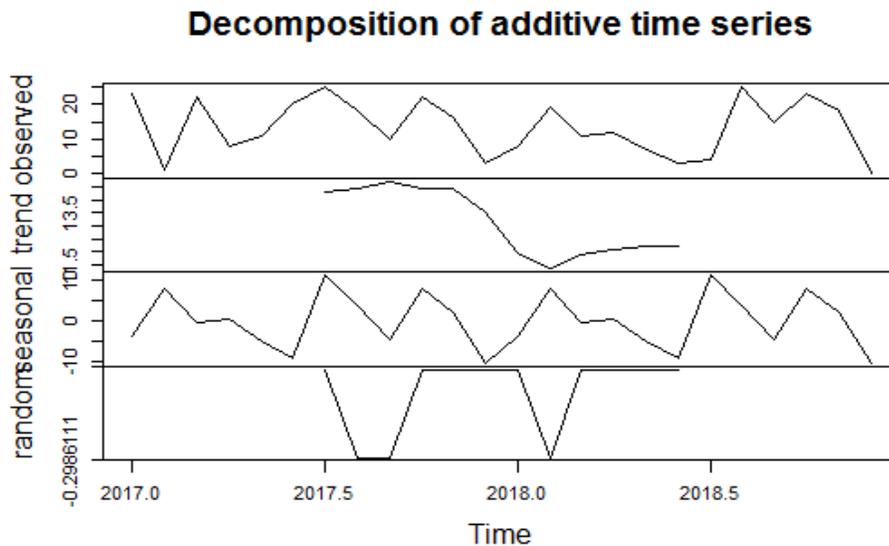


Ilustración 23 Componentes de la serie de tiempo de las ventas de la prueba Bowie-Dick. Elaboración propia

Mientras que el método de promedios móviles toma en cuenta sólo las observaciones más recientes, la suavización exponencial simple ofrece un promedio móvil con peso exponencial para todos los valores previos observados. A menudo el modelo es adecuado para datos que no tienen una tendencia predecible ascendente o descendente. El objetivo es estimar el nivel real. Esta estimación de nivel se emplea luego como el pronóstico de valores futuros.

La suavización exponencial revisa continuamente un estimado a la luz de las experiencias más recientes. Este método se basa en promediar (suavizar) valores pasados de una serie de manera exponencialmente decreciente. La observación más reciente recibe el peso más grande, α (donde $0 < \alpha < 1$); la siguiente observación más reciente recibe menos peso, $\alpha (1 - \alpha)$; la observación de dos periodos en el pasado recibe incluso menos peso, $\alpha (1 - \alpha)^2$; y así sucesivamente. (John E. Hanke . (2006). *Pronósticos en los negocios*. México: Pearson Educación. Capítulo 4: Promedios móviles y métodos de suavizamiento.)

El método de Holt-Winters es una generalización del suavizado exponencial simple. Para el uso de este método se consideran tres parámetros: α , β y γ . El primero se asocia al peso relativo a las observaciones reales o pronosticadas, el segundo a la estacionalidad y el tercero a la tendencia. Si se fijan los valores de β y γ en cero, se utilizará un suavizado exponencial simple. Si se hace $\gamma = 0$, se estará empleando el método de Holt. Si se utilizan los tres parámetros, se tratará del método de Holt-Winters. (Alarcón Bernal, Zaida E. , *Gestión de inventarios, Planeación y control de recursos hospitalarios*, México: 2020.)

Holt-Winters filtering

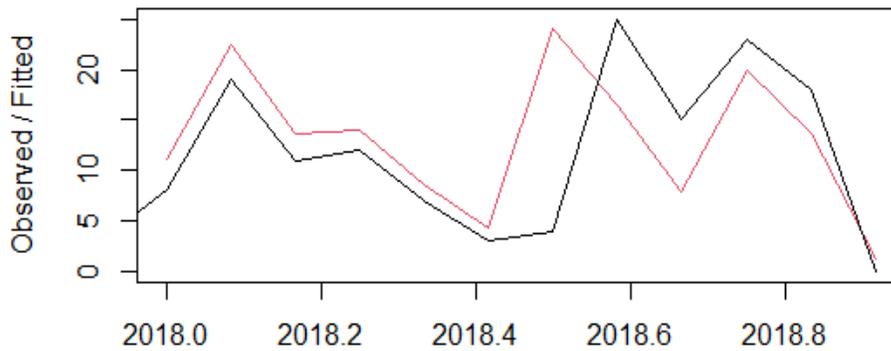


Ilustración 24 Aplicación de método Holt-Winters a datos de ventas de pruebas Bowie-Dick en 2017 y 2018. Elaboración propia.

Como medida de la exactitud de los pronósticos, calculamos la suma de los errores al cuadrado de la muestra, es decir, los errores de pronóstico para el período de tiempo cubierto por la serie temporal original y lo dividimos entre el número de predicciones hechas.

La suma de cuadrados de los errores (SSE) es la parte de la variabilidad de la variable dependiente que no conseguimos explicar con el modelo. Es la parte que nuestro conjunto de variables independiente no consigue explicar de la variable dependiente. En palabras más simples, representa con una cifra lo que un modelo no es capaz de explicar (Francisco Javier Marco Sanjuán, 2018. Suma de cuadrados de los residuos (SCE). Economipedia.com).

El error cuadrático medio (ECM o MSE) es similar a la medida estadística de varianza (σ^2), que nos permite medir la incertidumbre alrededor de nuestro más probable pronóstico. En otras palabras, el MSE se puede ver como la varianza del error de pronóstico y para calcularlo se utiliza la siguiente formula:

$$MSE = \frac{SSE}{N}$$

Donde:

SSE = Suma de Cuadrados de los Errores

N = número de muestras

En este caso el valor del MSE es de 48.77.

Se realizó un pronóstico para el año completo siguiente:

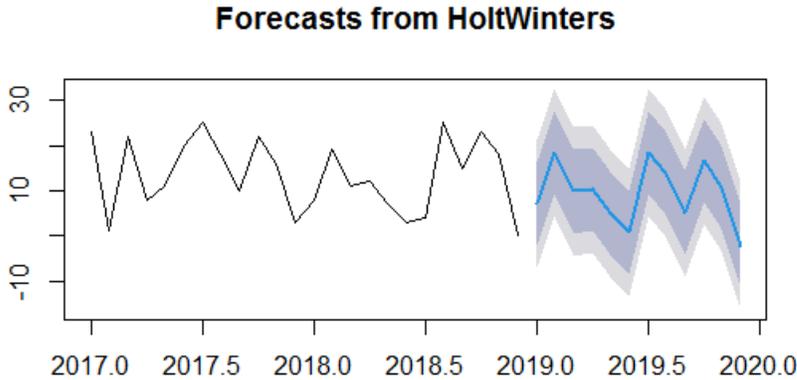


Ilustración 25 Proyección de demanda. Elaboración propia

Este pronóstico indicó que aproximadamente se vendería en 2019:

MES	ENE	FEB	MAR	ABR	MAY	JUN	JUL	AGO	SEP	OCT	NOV	DIC
PZ	7.25	18.51	9.8	10.31	4.93	0.71	18.47	19.89	5.16	16.76	10.60	-2.37

El numero negativo se considera como 0 y al sumar todos los mese da un total de 122.39 galones en el año, que por cuestiones de redondeo se considerara un total de 122 galones.

Si hay correlación (cuando los valores que toman una variable en el tiempo no son independientes entre sí) entre los errores de pronóstico de predicciones sucesivas, es probable que las predicciones de suavizado exponencial simple puedan mejorarse mediante otra técnica de pronóstico. Para averiguar si esto es así se obtuvo un correlograma de los errores de previsión de la muestra.

La función de autocorrelación (ACF) mide la correlación entre dos variables separadas por k periodos y el grado de asociación lineal que existe entre dos variables del mismo proceso estocástico.

Correlograma

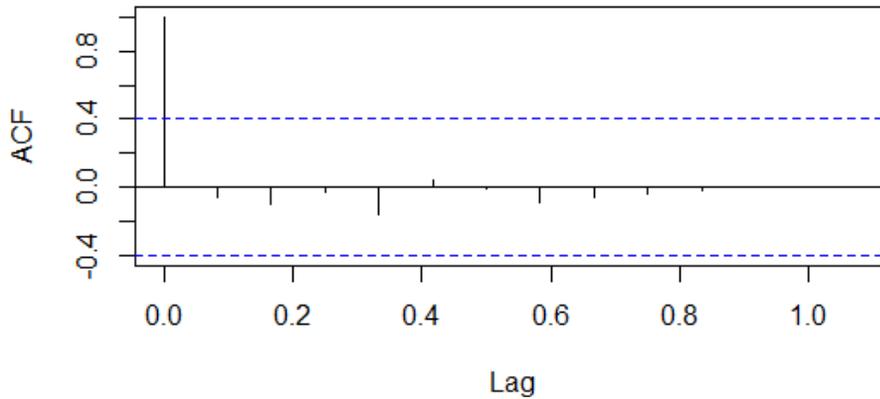


Ilustración 26 Correlograma de los errores de pronóstico. Elaboración propia

Se puede observar que los valores de la correlación están dentro de los límites de significación (entre las líneas azules), por lo que se considera que el método es el adecuado. El único valor que está por fuera es el punto cero. Para comprobar si hay autocorrelaciones distintas de cero para los errores de previsión de la muestra, llevamos a cabo una prueba de Ljung-Box, lo que nos da como resultado:

X-squared = 0.051418, df = 1, p-value = 0.8206

El valor de “p” nos indica que no es ruido blanco y que el modelo utilizado fue adecuado de acuerdo al tipo de datos procesados y el tipo de información que se quería obtener.

Para comprobar si los errores de pronóstico se distribuyen normalmente con media cero, se trazó un histograma de los errores de pronóstico, con una curva normal superpuesta que tiene media cero y la misma desviación estándar que la distribución de los errores de pronóstico (línea azul). Para ello, se creó una función en R llamada ErroresPronostico y se aplicó a los datos de la prueba Bowie.

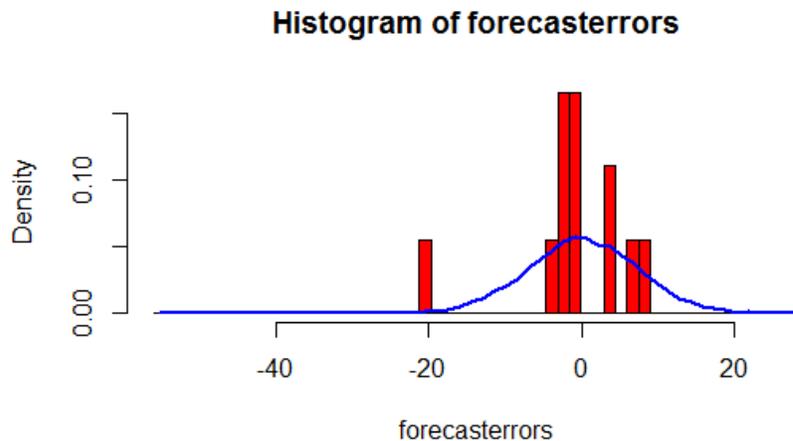


Ilustración 27 Histograma de los errores de pronóstico.
Elaboración propia.

En este histograma podemos observar que, hay datos multimodales, lo que ocasiona histogramas superpuestos pues existe más de un pico, que si tiene una distribución normal y que el error de pronóstico está dentro del intervalo de confiabilidad.

La función ErroresPronostico fue creada por medio del siguiente código:

```

1 ErroresPronostico = function(errores_pronostico)
2 {
3   # hacer histograma de los errores de pronóstico:
4   mybinsize <- IQR(forecasterrors, na.rm = TRUE)/4
5   mysd <- sd(forecasterrors, na.rm = TRUE)
6   mymin <- min(forecasterrors, na.rm = TRUE) - mysd*5
7   mymax <- max(forecasterrors, na.rm = TRUE) + mysd*3
8   # generar datos distribuidos normalmente con media 0 y desviación estándar mysd
9   mynorm <- rnorm(10000, mean=0, sd=mysd)
10  mymin2 <- min(mynorm)
11  mymax2 <- max(mynorm)
12  if (mymin2 < mymin) { mymin <- mymin2 }
13  if (mymax2 > mymax) { mymax <- mymax2 }
14  # hacer un histograma rojo de los errores de pronóstico, con los datos
15  # normalmente distribuidos superpuestos:
16  mybins <- seq(mymin, mymax, mybinsize)
17  hist(forecasterrors, col="red", freq=FALSE, breaks=mybins)
18  # freq=FALSE asegura que el área bajo el histograma = 1
19  # Generar datos distribuidos normalmente con media 0 y desviación estándar mysd
20  myhist <- hist(mynorm, plot=FALSE, breaks=mybins)
21  # trazar la curva normal como una línea azul en la parte superior del histograma
22  # de errores de pronóstico:
23  points(myhist$mids, myhist$density, type="l", col="blue", lwd=2)
24 }

```

Ilustración 28 Código en R de función ErrorPronostico

Mientras que el resto del análisis se obtuvo por medio del código siguiente:

```

1 #CONSUMIBLE: PRUEBA BOWIE-DICK
2
3 bowie <- scan("~/Titulación/R/PRUEBA BOWIE-DICK.csv", skip=3)
4 plot(bowie, type = "l", main = "Pruebas Bowie-Dick vendidas en 2017 y 2018",
5      xlab = "Meses", ylab = "Piezas")
6
7 library(TTR)
8
9 #Serie de tiempo
10 bowie_ts = ts(bowie, frequency=12, start=c(2017,1))
11 plot.ts(bowie_ts, main = "Pruebas Bowie-Dick vendidas en 2017 y 2018", xlab = "Meses", ylab = "Piezas")
12
13 #Promedio móvil de orden 3
14 bowie_ts_SMA3=SMA(bowie_ts, n=3)
15 lines(bowie_ts_SMA3, lwd = 2, col = "red")
16
17 #Descomposición
18 bowie_componentes <- decompose(bowie_ts)
19 plot(bowie_componentes)
20
21 #Pronóstico
22 library(forecast)
23 bowie_pronostico <- Holtwinters(bowie_ts)
24 bowie_pronostico$seasonal
25 plot(bowie_pronostico)
26
27 bowie_pronostico12 <- forecast(bowie_pronostico, h=12)
28 bowie_pronostico12$seasonal
29 plot(bowie_pronostico12)
30 acf(bowie_pronostico12$residuals, na.action = na.pass, main = "Correlograma")
31 Box.test(bowie_pronostico12$residuals, type="Ljung-Box")
32
33 #histograma
34 forecasterrors=bowie_pronostico12$residuals
35 ErroresPronostico (bowie_pronostico12$residuals)
36

```

Ilustración 29 Código con el que se realizó en análisis.

Análisis de datos de las ventas del detergente Prolystica 2X enzimático en 2017 y 2018

Se siguió el mismo procedimiento que para todos los consumibles antes mencionados. Primero se graficaron los datos históricos de 2017 y 2018 como serie de tiempo:

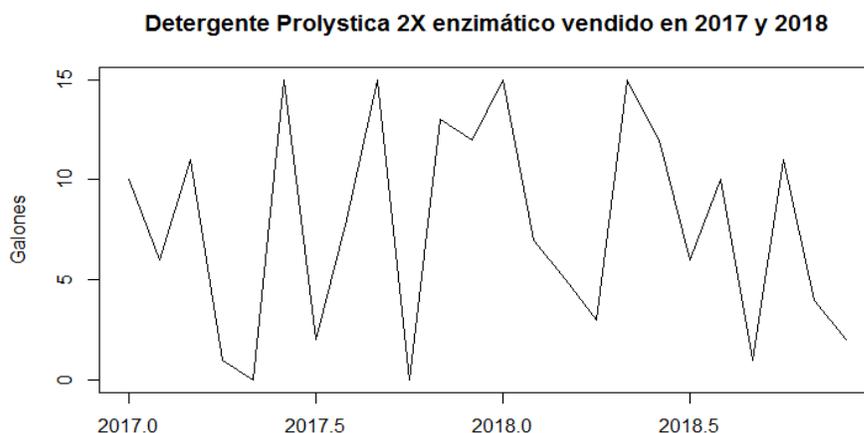


Ilustración 30 Ventas del detergente en 2017 y 2018. Elaboración propia.

Se utilizaron los promedios móviles para identificar la **tendencia** de las series temporales con la función SMA() y se graficó el resultado sobre los datos históricos (línea roja):

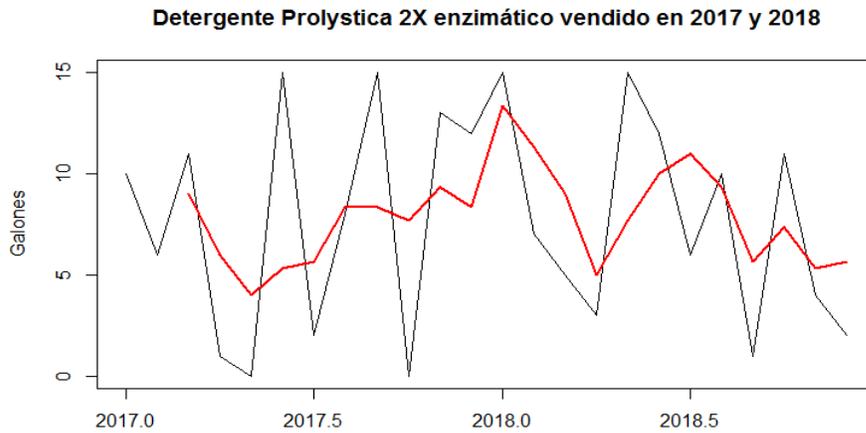


Ilustración 31 Método de promedios móviles de orden 3. Elaboración

Como se puede observar, al aplicar los promedios móviles se pierden los primeros dos datos ya que es de orden 3 y los cambios en la tendencia se vuelven más suaves.

Se realiza una descomposición temporal de la serie de tiempo convirtiéndola en serie de frecuencia (observed en la ilustración) y obtiene las series de tendencia (trend), estacionalidad (seasonal) e irregular (random) de una serie temporal a través de medias móviles.

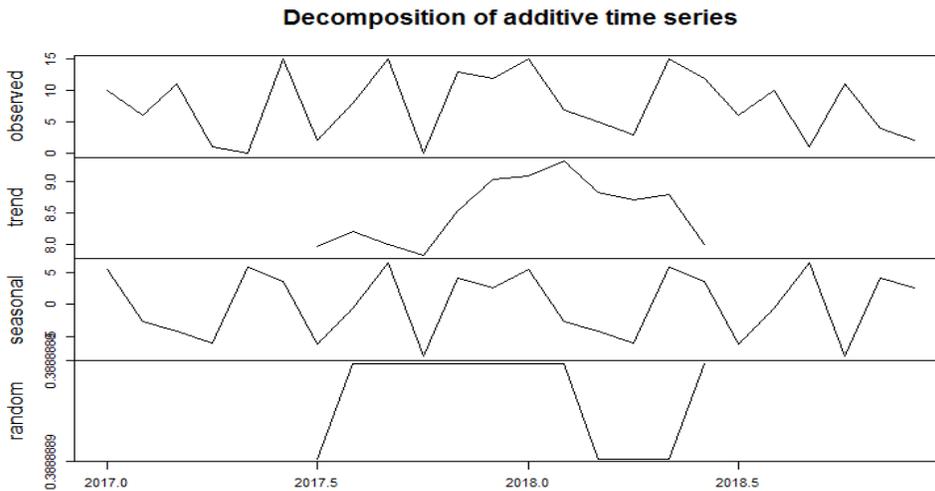


Ilustración 32 Componentes de la serie de tiempo: tendencia, estacionalidad, movimientos irregulares. Elaboración propia

Como se observa en la gráfica anterior, no hay una tendencia clara, no hay un patrón que nos permita prever a simple vista la demanda por periodos de tiempo en un año.

Se aplica un suavizado con el método de Holt-Winters para predecir a corto plazo en las series temporales las cantidades aproximadas que serán necesarias del producto para el siguiente año:

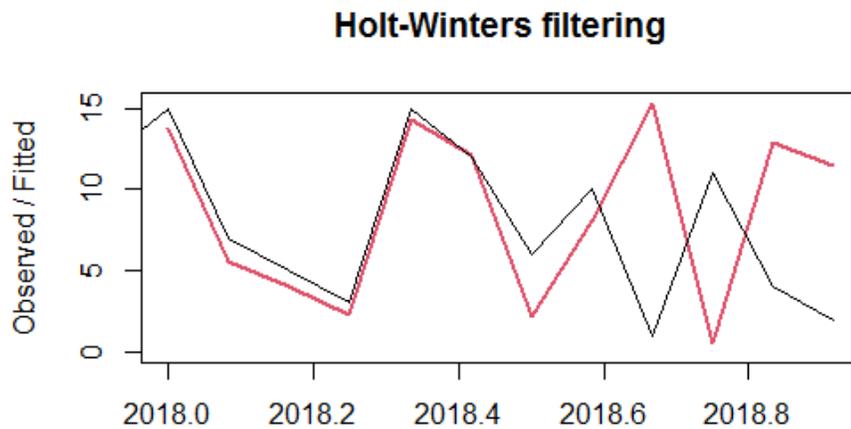


Ilustración 33 Aplicación de método Holt-Winters a datos de ventas en 2017 y 2018.
Elaboración propia.

Y se puede observar que en los cambios abruptos, el suavizado hace un ajuste (oscilaciones menos pronunciadas), lo que implica que cumple con su objetivo: alisar la serie de forma que se puede apreciar a simple vista el comportamiento normal de la serie y su tendencia, minimizando la influencia de valores atípicos.

El error cuadrático medio (ECM o MSE) es similar a la medida estadística de varianza (σ^2), que nos permite medir la incertidumbre alrededor de nuestro más probable pronóstico. En otras palabras, el MSE se puede ver como la varianza del error de pronóstico y para calcularlo se utiliza la siguiente formula:

$$MSE = \frac{SSE}{N}$$

Donde:

SSE = Suma de Cuadrados de los Errores

N = número de muestras

Para el caso del detergente polystica enzimático el MSE fue de 42.18

Forecasts from HoltWinters

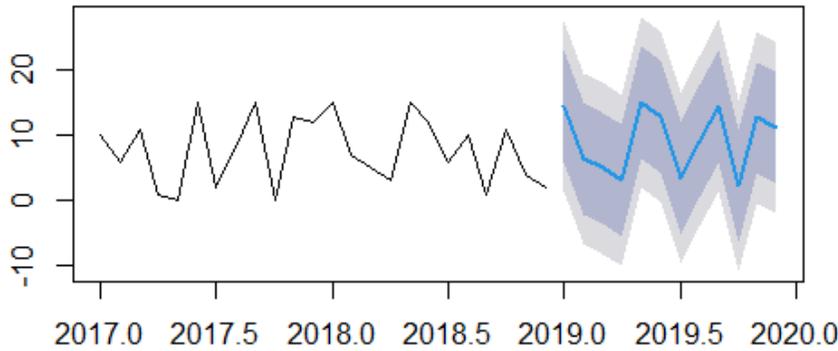


Ilustración 34 Proyección de demanda. Elaboración propia

Este pronóstico indicó que aproximadamente se vendería en 2019:

MES	ENE	FEB	MAR	ABR	MAY	JUN	JUL	AGO	SEP	OCT	NOV	DIC
PZ	14.59	6.42	4.93	3.1	15.08	12.85	3.34	8.98	14.62	2.33	12.75	11.25

Lo que da un total de 110.24 galones en el año, que por cuestiones de redondeo se considerara un total de 110 galones.

Si hay correlación (cuando los valores que toman una variable en el tiempo no son independientes entre sí) entre los errores de pronóstico de predicciones sucesivas, es probable que las predicciones de suavizado exponencial simple puedan mejorarse mediante otra técnica de pronóstico. Para averiguar si esto es así se obtuvo un correlograma de los errores de previsión de la muestra.

La función de autocorrelación (ACF) mide la correlación entre dos variables separadas por k periodos y el grado de asociación lineal que existe entre dos variables del mismo proceso estocástico.

Correlograma

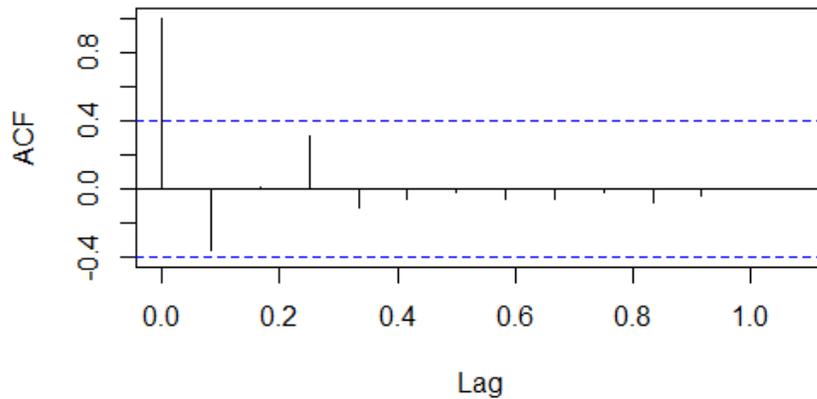


Ilustración 35 Correlograma de los errores de pronóstico. Elaboración propia

Se puede observar que los valores de la correlación están dentro de los límites de significación (entre las líneas azules), por lo que se considera que el método es el adecuado.

Para comprobar si hay autocorrelaciones distintas de cero para los errores de previsión de la muestra, llevamos a cabo una prueba de Ljung-Box, lo que nos da como resultado:

X-squared = 2.0046, df = 1, p-value = 0.1568

El valor de “p” nos indica que no es ruido blanco y que el modelo utilizado fue adecuado de acuerdo al tipo de datos procesados y el tipo de información que se quería obtener. Para comprobar si los errores de pronóstico se distribuyen normalmente con media cero, se trazó un histograma de los errores de pronóstico, con una curva normal superpuesta que tiene media cero y la misma desviación estándar que la distribución de los errores de pronóstico. Para ello, se creó una función en R llamada ErroresPronostico y se aplicó a los datos que se tenían.

Histogram of forecast errors

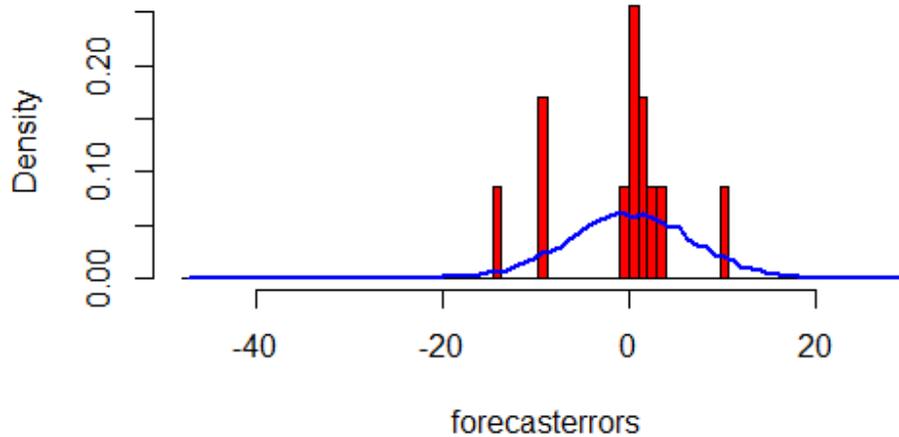


Ilustración 36 Histograma de los errores de pronóstico. Elaboración propia.

En este histograma podemos observar que, hay datos multimodales, lo que ocasiona histogramas superpuestos pues existe más de un pico, que si tiene una distribución normal y que el error de pronóstico está dentro del intervalo de confiabilidad.

Análisis de datos de las ventas del detergente Prolystica 2X neutro en 2017 y 2018

Detergente Prolystica 2X neutro vendido en 2017 y 2018

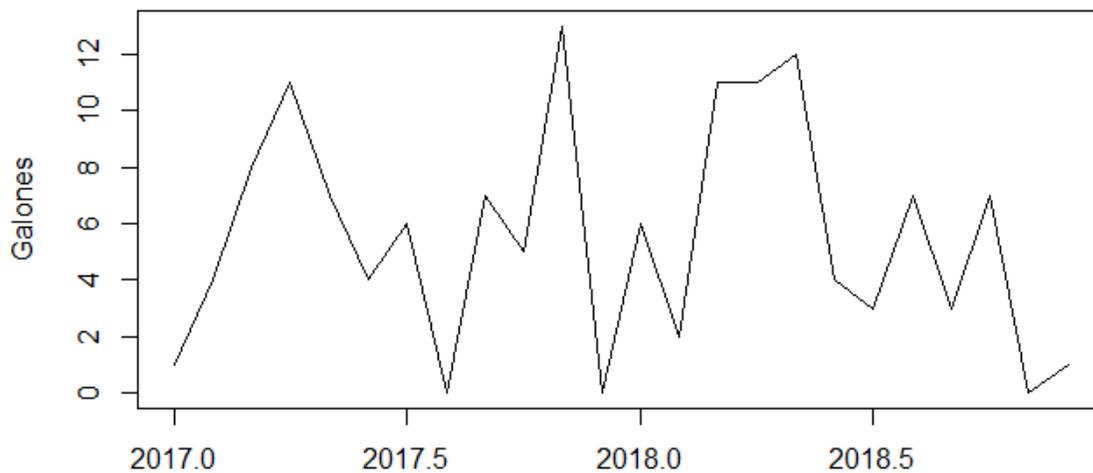


Ilustración 37 Serie de tiempo de las ventas del detergente. Elaboración propia.

Detergente Prolystica 2X neutro vendido en 2017 y 2018

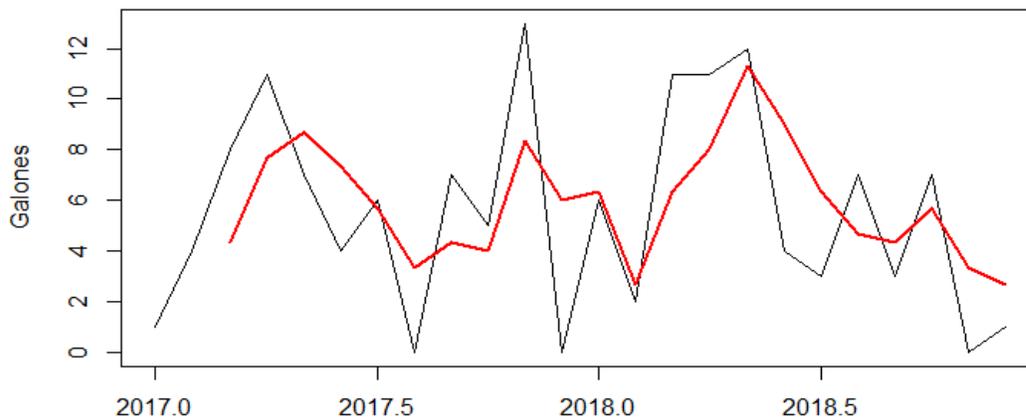


Ilustración 38 Método de promedios móviles de orden 3. Elaboración propia

Como

se puede observar, al aplicar los promedios móviles se pierden los primeros dos datos ya que es de orden 3 y los cambios en la tendencia son más suaves.

Se realiza una descomposición temporal de la serie de tiempo convirtiéndola en serie de frecuencia (observed) y obtiene las series de tendencia, estacionalidad e irregular de una serie temporal a través de medias móviles.

Decomposition of additive time series

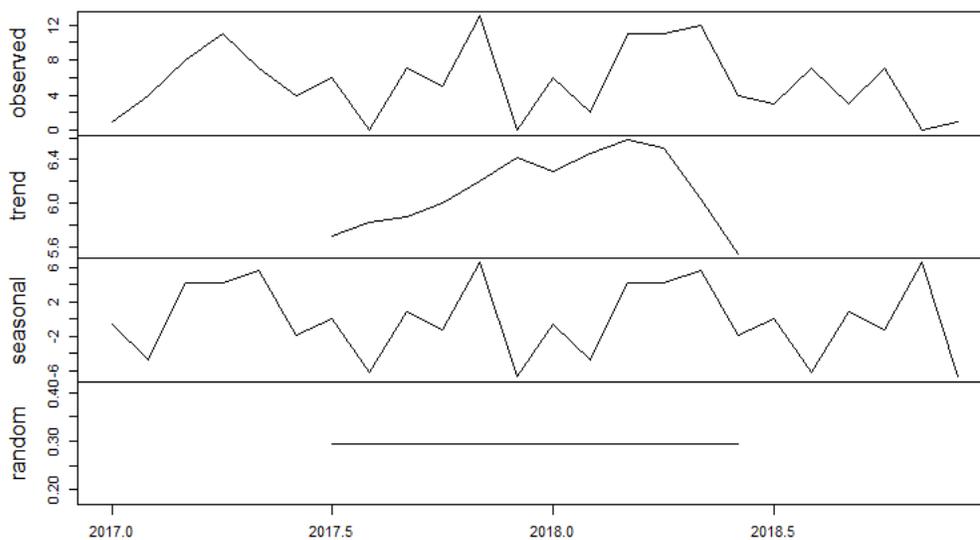


Ilustración 39 Componentes de la serie de tiempo: tendencia, estacionalidad, movimientos irregulares. Elaboración propia

Podemos observar como la tendencia incrementa pero después se desploma, no hay un patrón en la estacionalidad, el comportamiento es casi igual a la información histórica pero suavizando algunos picos, mientras que los movimientos irregulares son totalmente una constante.

Se aplica un suavizado con el método de Holt-Winters:

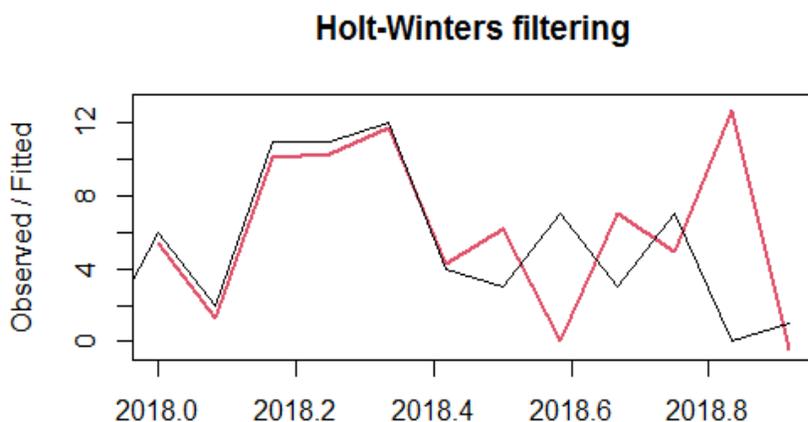


Ilustración 40 Aplicación de método Holt-Winters a datos de ventas. Elaboración propia.

El MSE del suavizado dio por resultado 20.46

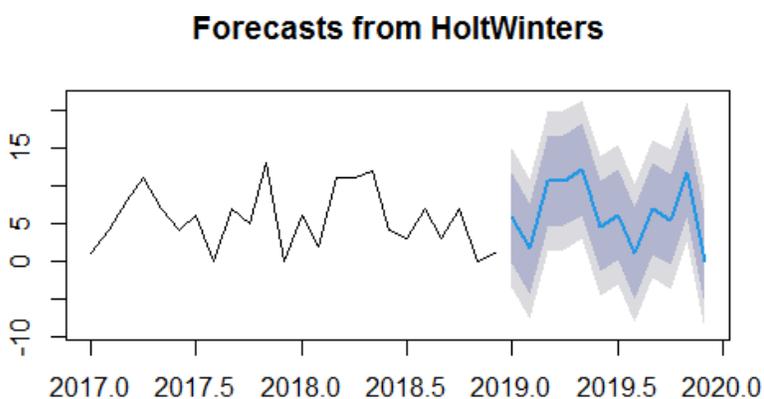


Ilustración 41 Proyección de demanda. Elaboración propia

Este pronóstico indicó que aproximadamente se vendería en 2019:

MES	ENE	FEB	MAR	ABR	MAY	JUN	JUL	AGO	SEP	OCT	NOV	DIC
PZ	5.77	1.65	10.56	10.66	12.10	4.57	6.15	1.06	6.95	5.46	11.80	0.04

Lo que da un total de 76.77 galones en el año, que por cuestiones de redondeo se considerara un total de 77 galones.

Correlograma

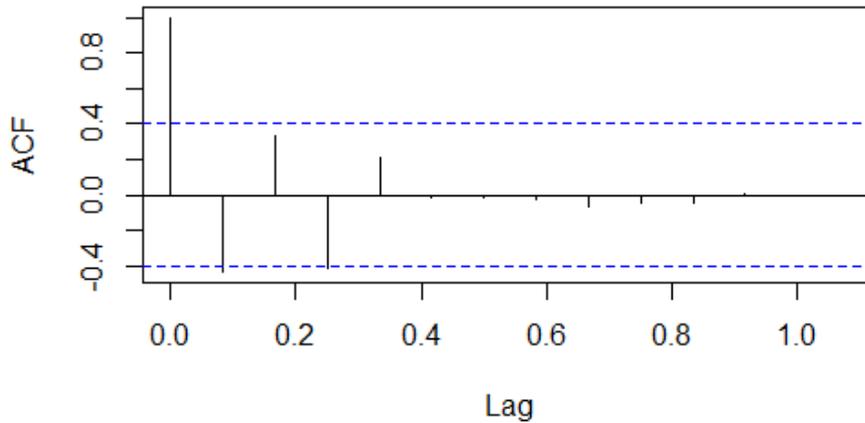


Ilustración 42 Correlograma de los errores de pronóstico. Elaboración propia.

Se puede observar que, a excepción de uno, los valores de la correlación están dentro de los límites de significación (entre las líneas azules), por lo que se considera que el método es el adecuado. El dato que se encuentra fuera de los límites sugiere un término no estacional (MA).

Para comprobar si hay autocorrelaciones distintas de cero para los errores de previsión de la muestra, llevamos a cabo una prueba de Ljung-Box, lo que nos da como resultado:

X-squared = 2.8766, df = 1, p-value = 0.08988

Para comprobar si los errores de pronóstico se distribuyen normalmente con media cero, se trazó un histograma de los errores de pronóstico, con una curva normal superpuesta que tiene media cero y la misma desviación estándar que la distribución de los errores de pronóstico. Para ello, se creó una función en R llamada ErroresPronostico

Histogram of forecast errors

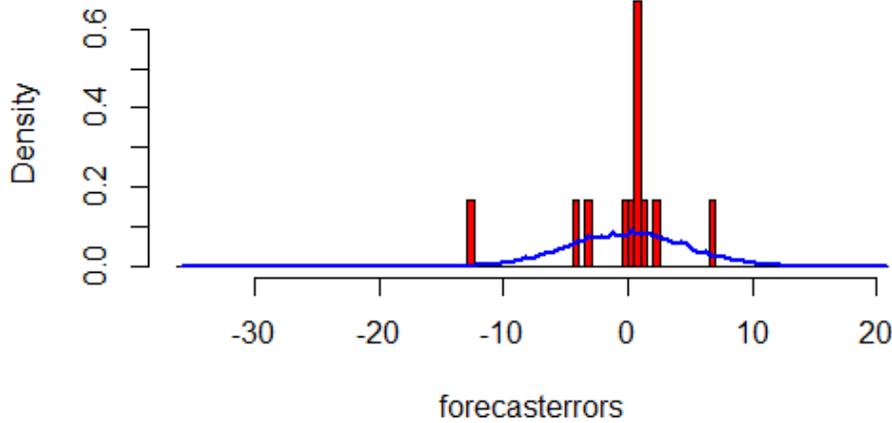


Ilustración 43 Histograma de los errores de pronóstico. Elaboración propia.

En este histograma podemos observar que existen varios valores atípicos pero solo hay un pico, por lo que podemos concluir que tiene una distribución normal y ya que éste se encuentra tan cerca del 0 sabemos que el error de pronóstico está dentro del intervalo de confiabilidad.

Análisis de datos de las ventas del detergente Prolystica 2X alcalino en 2017 y 2018

Detergente Prolystica 2X alcalino vendido en 2017 y 2018

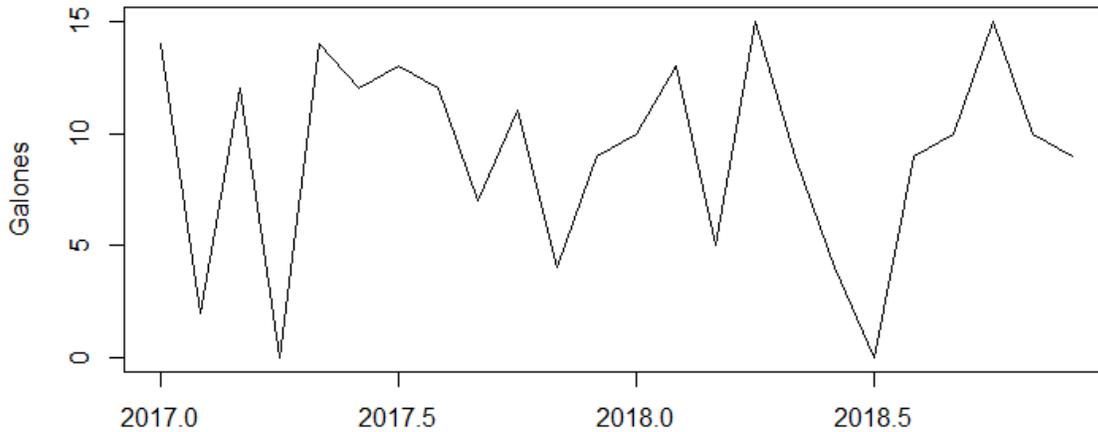


Ilustración 44 Serie de tiempo de las ventas de 2017 y 2018. Elaboración propia.

En la gráfica anterior se observan las ventas históricas realizadas en 2017 y 2018, dichos datos ya están especificados como serie de tiempo.

Detergente Prolystica 2X alcalino vendido en 2017 y 2018

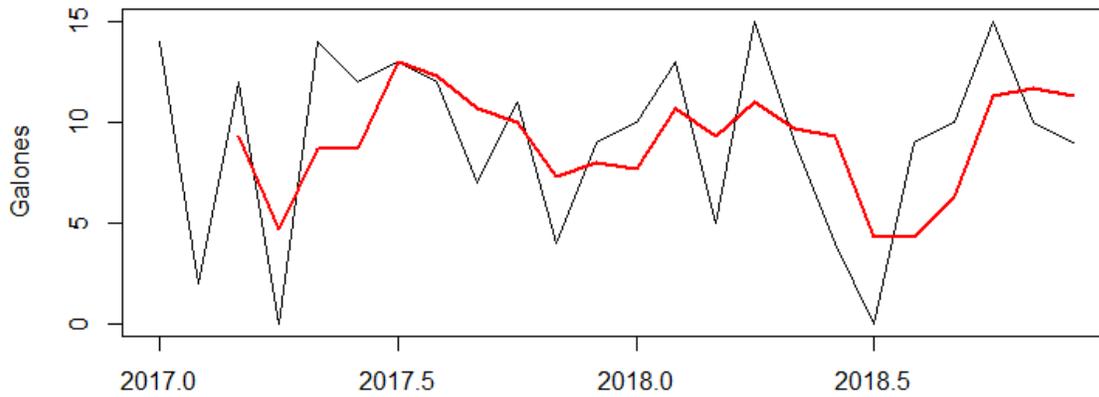


Ilustración 45 Método de promedios móviles de orden 3. Elaboración propia

Como se puede observar, al aplicar los promedios móviles se pierden los primeros dos datos ya que es de orden 3 y los cambios en la tendencia son más suaves.

Se realiza una descomposición temporal de la serie de tiempo convirtiéndola en serie de frecuencia (observed) y obtiene las series de tendencia, estacionalidad e irregular de una serie temporal a través de medias móviles.

Decomposition of additive time series

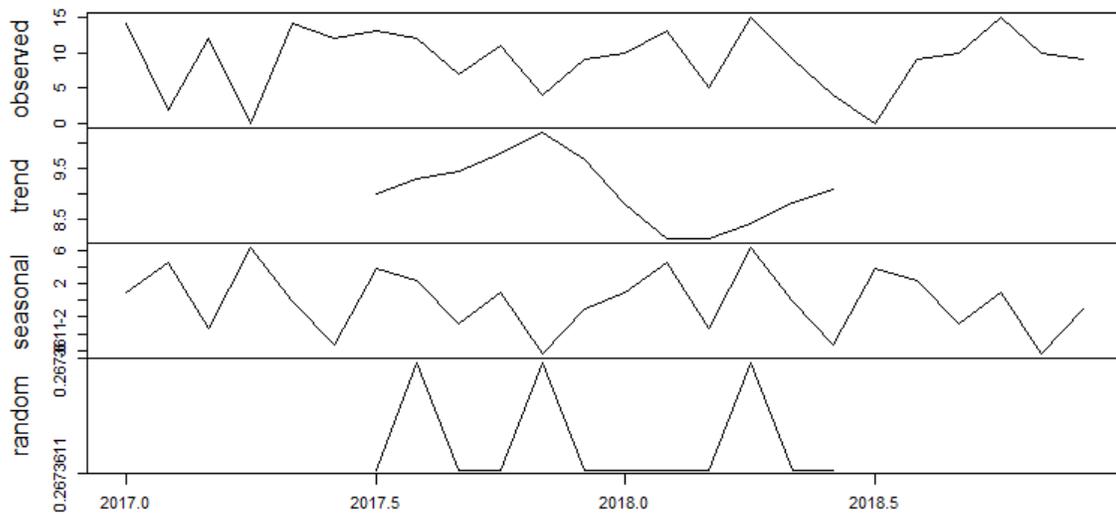


Ilustración 46 Componentes de la serie de tiempo: tendencia, estacionalidad, movimientos irregulares. Elaboración propia

Podemos observar como la tendencia no tiene un incremento constante, no hay un patrón definido en la estacionalidad, por lo tanto los cambios abruptos se consideran datos atípicos.

Se aplica un suavizado con el método de Holt-Winters:

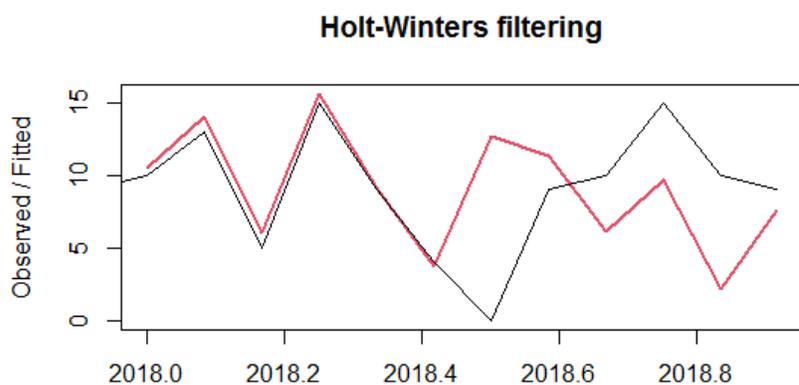


Ilustración 47 Método Holt-Winters aplicado. Elaboración propia.

El MSE del suavizado dio por resultado 23.11

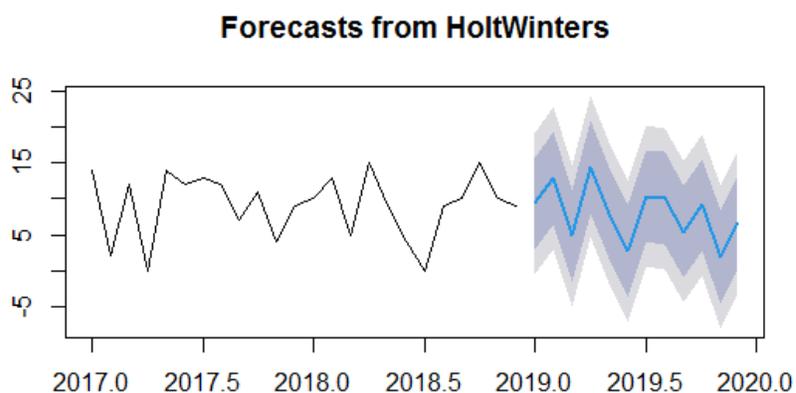


Ilustración 48 Proyección de demanda. Elaboración propia.

Este pronóstico indicó que aproximadamente se vendería en 2019:

MES	ENE	FEB	MAR	ABR	MAY	JUN	JUL	AGO	SEP	OCT	NOV	DIC
PZ	9.36	12.88	4.80	14.45	8	2.69	10.38	10.04	5.41	9.13	1.87	6.68

Lo que da un total de 95.69 galones en el año, que por cuestiones de redondeo se considerara un total de 97 galones.

Correlograma

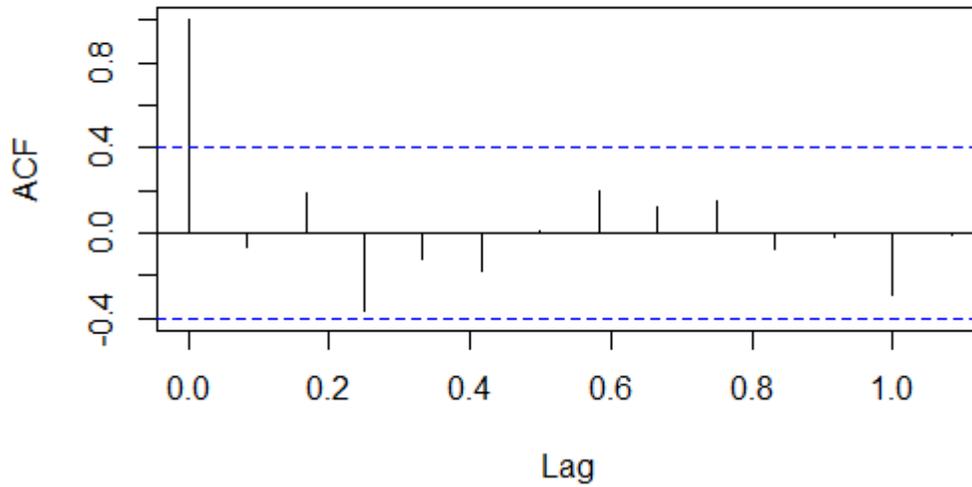


Ilustración 49 Correlograma de los errores de pronóstico. Elaboración propia

Se puede observar que, los valores de la correlación están dentro de los límites de significación (entre las líneas azules), por lo que se considera que el método es el adecuado.

Para comprobar si hay autocorrelaciones distintas de cero para los errores de previsión de la muestra, llevamos a cabo una prueba de Ljung-Box, lo que nos da como resultado:



Histogram of forecast errors

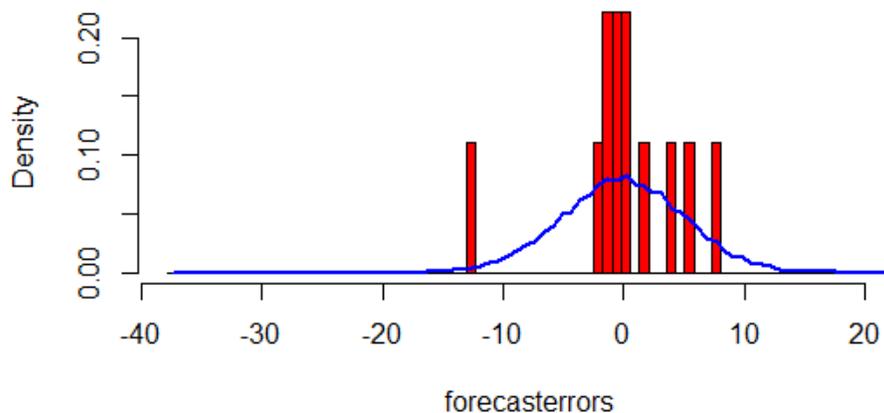


Ilustración 50 Histograma de los errores de pronóstico. Elaboración propia.

En este histograma podemos observar que existen varios valores atípicos pero solo hay un pico, por lo que podemos concluir que tiene una distribución normal y ya que éste se encuentra tan cerca del 0 sabemos que el error de pronóstico está dentro del intervalo de confiabilidad.

Análisis de datos de las ventas de Pre-Klenz en 2017 y 2018.

Tenemos la gráfica de los datos históricos de las ventas:

Desincrustante Pre-Klenz vendido en 2017 y 2018

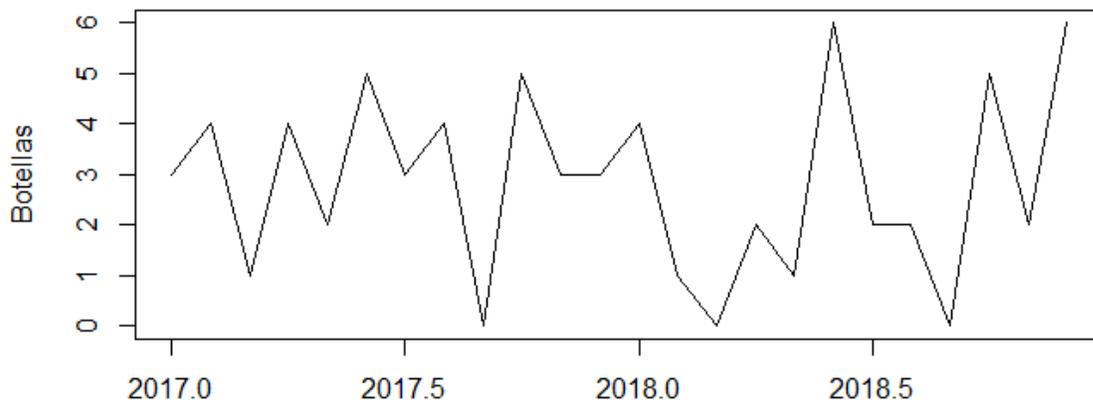


Ilustración 51 Serie de tiempo de las ventas de 2017 y 2018. Elaboración propia

Después se aplicó los promedios móviles

Desincrustante Pre-Klenz vendido en 2017 y 2018

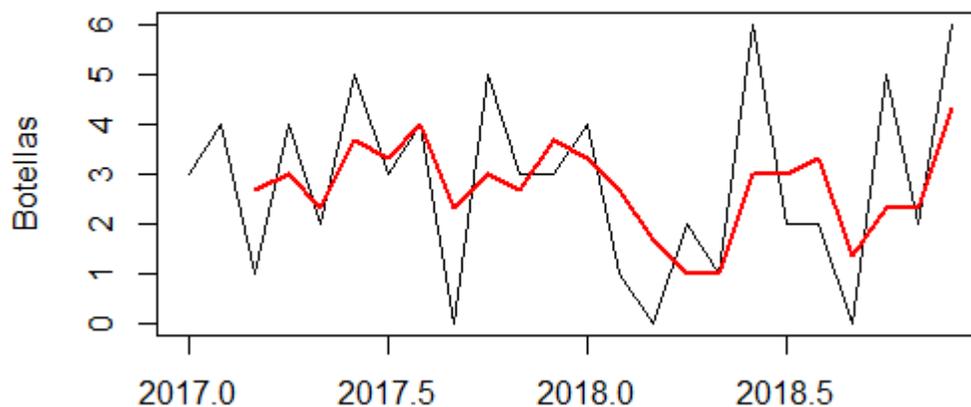


Ilustración 52 Método de promedios móviles de orden 3. Elaboración propia.

Como se puede observar, al aplicar los promedios móviles se pierden los primeros dos datos ya que es de orden 3 y los cambios en la tendencia son más suaves.

Se realiza una descomposición temporal de la serie de tiempo convirtiéndola en serie de frecuencia (observed) y obtiene las series de tendencia, estacionalidad e irregular de una serie temporal a través de medias móviles.

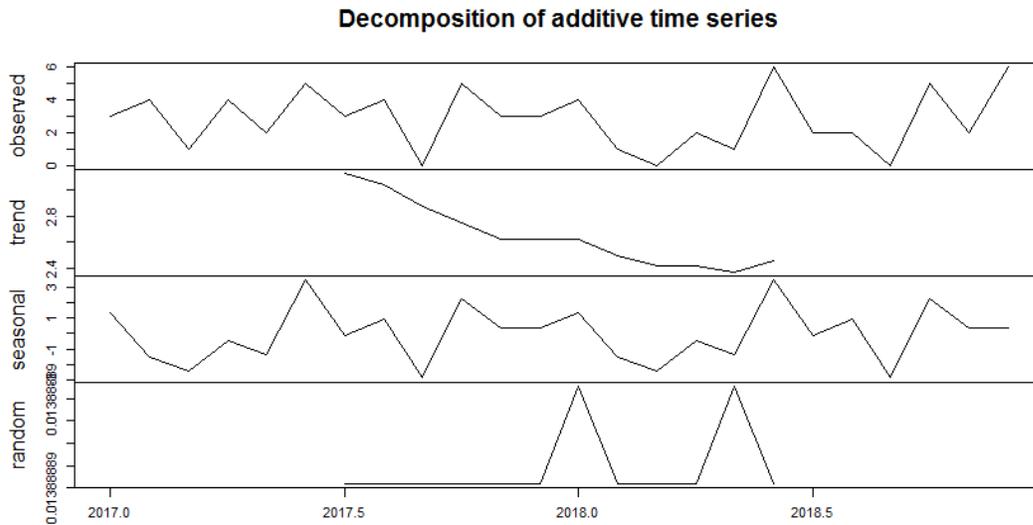


Ilustración 53 Componentes de la serie de tiempo: tendencia, estacionalidad, movimientos irregulares. Elaboración propia

Podemos observar como la tendencia es decreciente, pero no hay un patrón definido en la estacionalidad, por lo tanto los cambios abruptos se consideran datos atípicos.

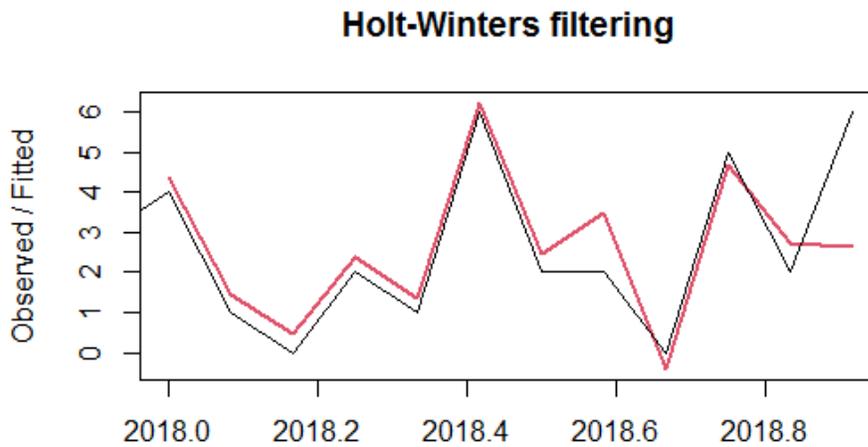


Ilustración 54 Método Holt-Winters aplicado. Elaboración propia.

El MSE del suavizado dio por resultado 1.27.

Forecasts from HoltWinters

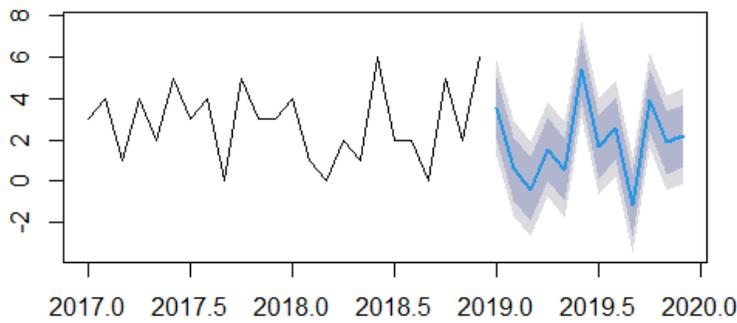


Ilustración 55 Proyección de demanda. Elaboración propia

Este pronóstico indicó que aproximadamente se vendería en 2019:

MES	ENE	FEB	MAR	ABR	MAY	JUN	JUL	AGO	SEP	OCT	NOV	DIC
PZ	3.55	0.60	-0.37	1.56	0.54	5.41	1.65	2.57	-1.13	3.91	1.86	2.21

En este caso los números negativos se consideran como 0, por lo que se tiene un total de 23.86 botellas en el año, que por cuestiones de redondeo se considerara un total de 24 galones.

Correlograma

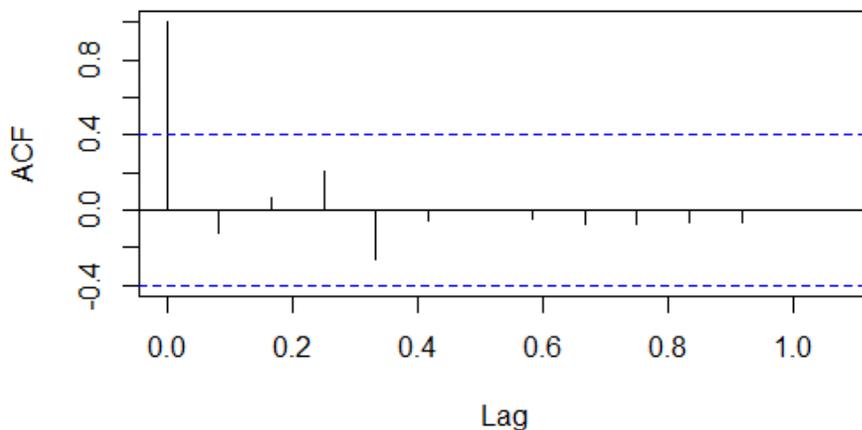


Ilustración 56 Correlograma de los errores de pronóstico. Elaboración propia.

Se puede observar que, los valores de la correlación están dentro de los límites de significación (entre las líneas azules), por lo que se considera que el método es el adecuado.

Para comprobar si hay autocorrelaciones distintas de cero para los errores de previsión de la muestra, llevamos a cabo una prueba de Ljung-Box, lo que nos da como resultado:

X-squared = 0.21787, df = 1, p-value = 0.6407

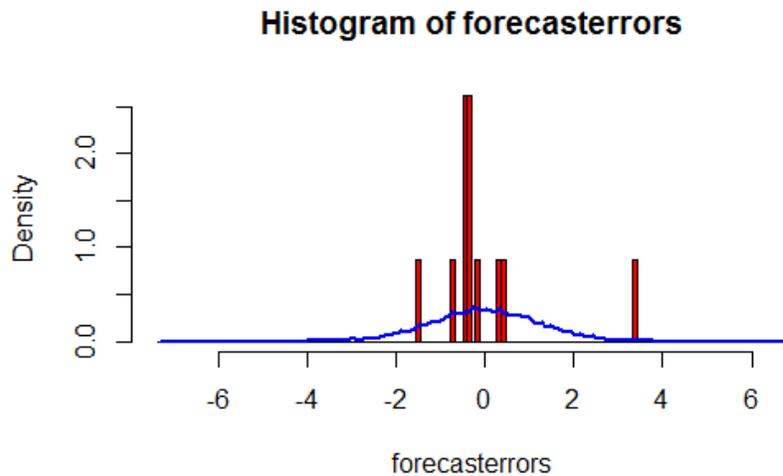


Ilustración 57 Histograma de los errores de pronóstico. Elaboración propia.

En este histograma podemos observar que existen varios valores atípicos pero solo hay un pico, por lo que podemos concluir que tiene una distribución normal y ya que éste se encuentra tan cerca del 0 sabemos que el error de pronóstico está dentro del intervalo de confiabilidad.

Análisis de datos de las ventas de Liqui-Jet en 2017 y 2018.

Detergente Liqui-Jet vendido en 2017 y 2018

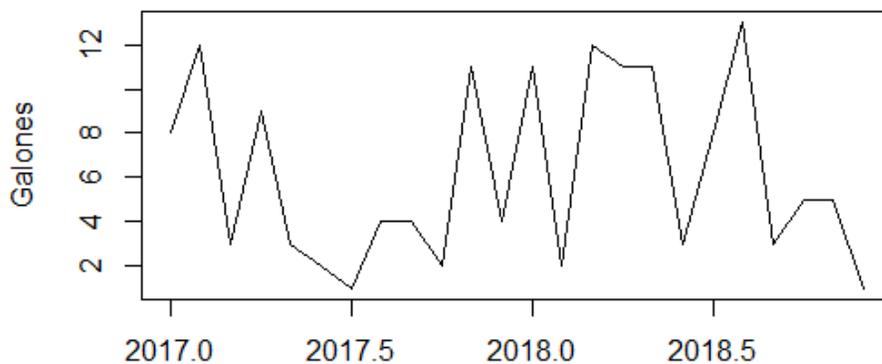


Ilustración 58 Serie de tiempo de las ventas de 2017 y 2018. Elaboración

Detergente Liqui-Jet vendido en 2017 y 2018

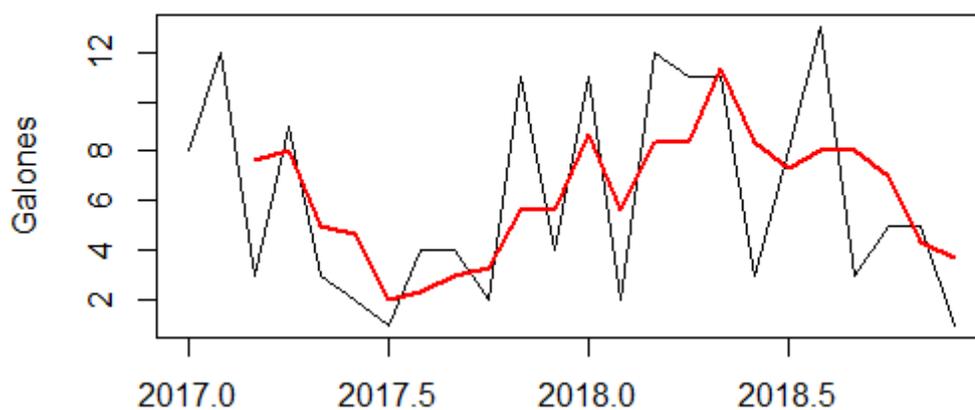


Ilustración 59 Método de promedios móviles de orden 3. Elaboración propia.

Como se puede observar, al aplicar los promedios móviles se pierden los primeros dos datos ya que es de orden 3 y los cambios en la tendencia son más suaves.

Se realiza una descomposición temporal de la serie de tiempo convirtiéndola en serie de frecuencia (observed) y obtiene las series de tendencia, estacionalidad e irregular de una serie temporal a través de medias móviles.

Decomposition of additive time series

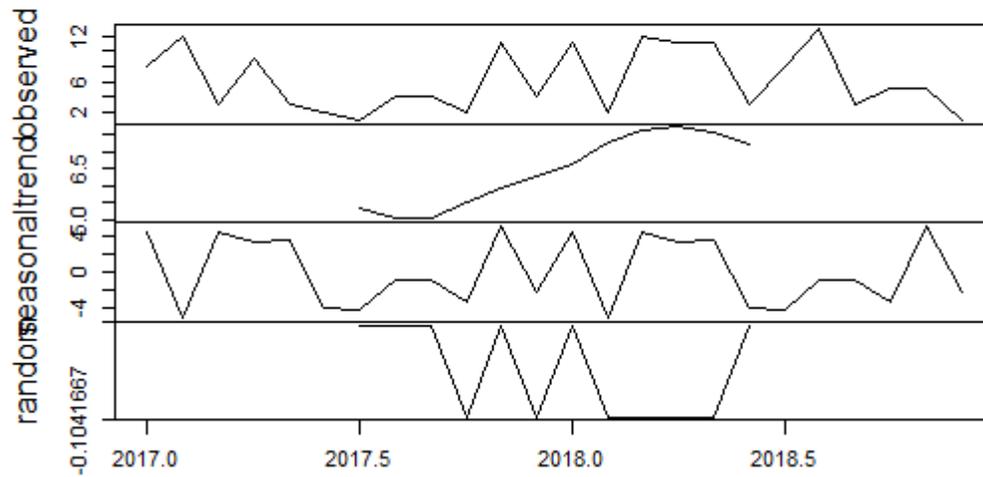


Ilustración 60 Componentes de la serie de tiempo: tendencia, estacionalidad, movimientos irregulares. Elaboración propia

Se puede observar que la tendencia tiene propensión a aumentar, que no hay un patrón que se pueda identificar a simple vista de la estacionalidad y que existen varios valores atípicos.

Holt-Winters filtering

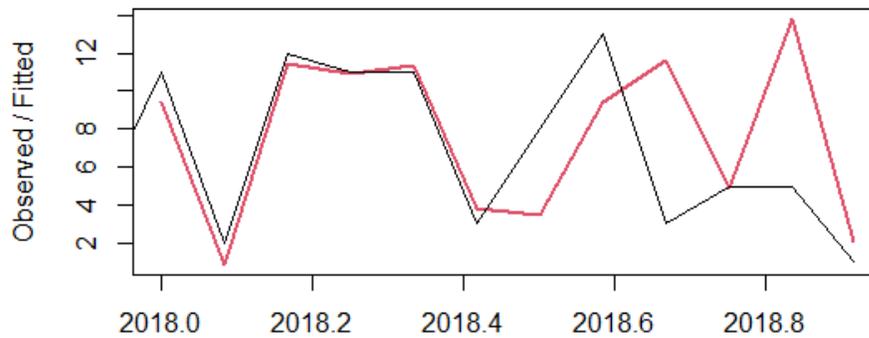


Ilustración 61 Método Holt-Winters aplicado. Elaboración propia.

El valor del MSE es de 15.89

Forecasts from HoltWinters

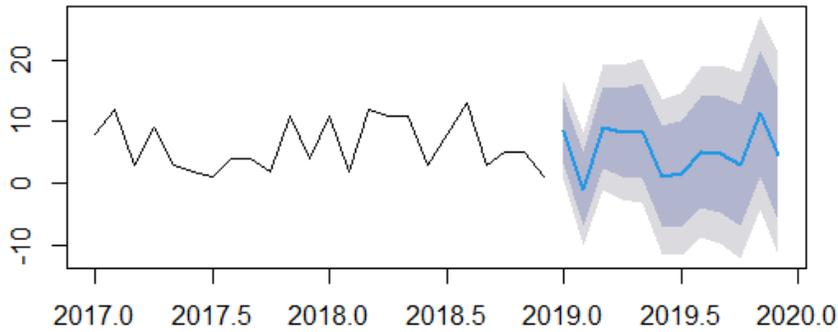


Ilustración 62 Proyección de demanda. Elaboración propia

Este pronóstico indicó que aproximadamente se vendería en 2019:

MES	ENE	FEB	MAR	ABR	MAY	JUN	JUL	AGO	SEP	OCT	NOV	DIC
PZ	8.5	-0.91	8.99	8.15	8.52	1.14	1.49	5	4.74	2.96	11.39	4.65

En este caso los números negativos se consideran como 0, por lo que se tiene un total de 64.62 botellas en el año, que por cuestiones de redondeo se considerara un total de 65 galones

Correlograma

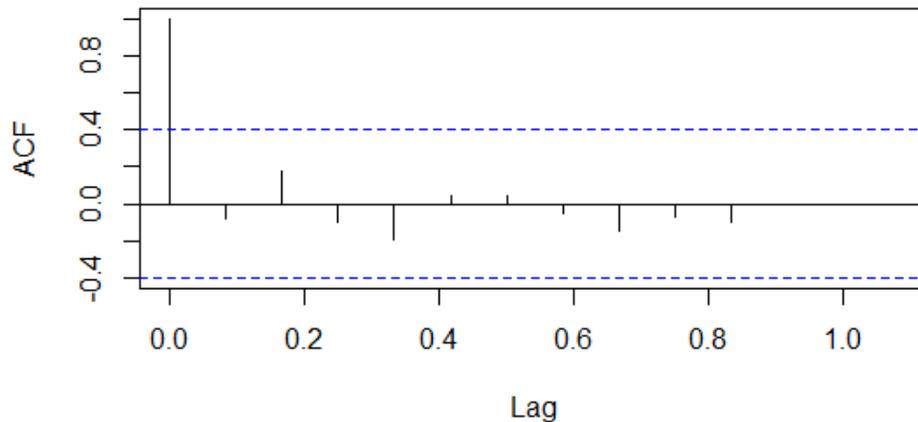


Ilustración 63 Correlograma de los errores de pronóstico. Elaboración propia.

Se puede observar que, los valores de la correlación están dentro de los límites de significación (entre las líneas azules), por lo que se considera que el método es el adecuado.

Para comprobar si hay autocorrelaciones distintas de cero para los errores de previsión de la muestra, llevamos a cabo una prueba de Ljung-Box, lo que nos da como resultado:

X-squared = 0.094262, df = 1, p-value = 0.7588

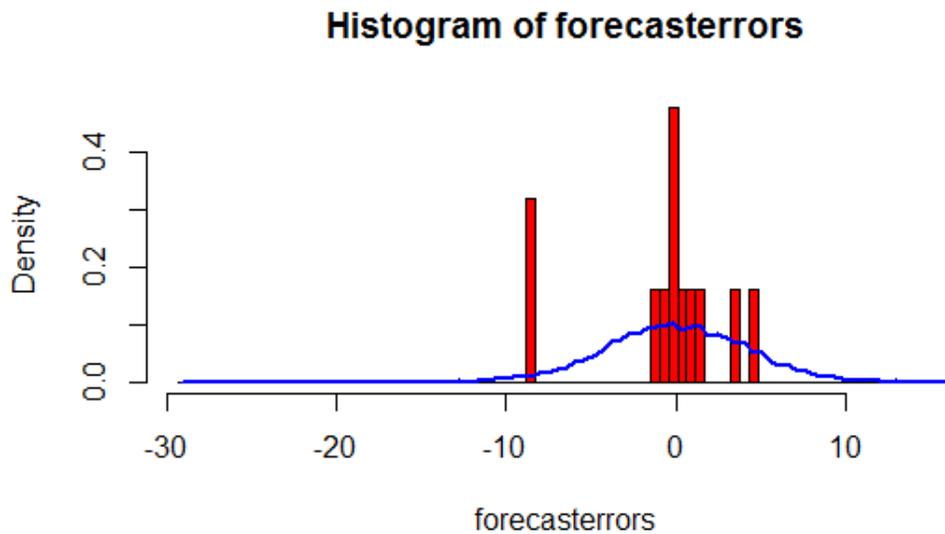


Ilustración 64 Histograma de los errores de pronóstico. Elaboración propia.

En este histograma podemos observar que existen varios valores atípicos pero solo hay un pico, por lo que podemos concluir que tiene una distribución normal y ya que éste se encuentra tan cerca del 0 sabemos que el error de pronóstico está dentro del intervalo de confiabilidad.

Análisis de datos de las ventas de Valsure enzimático en 2017 y 2018.

Detergente Valsure enzimatico vendido en 2017 y 2018

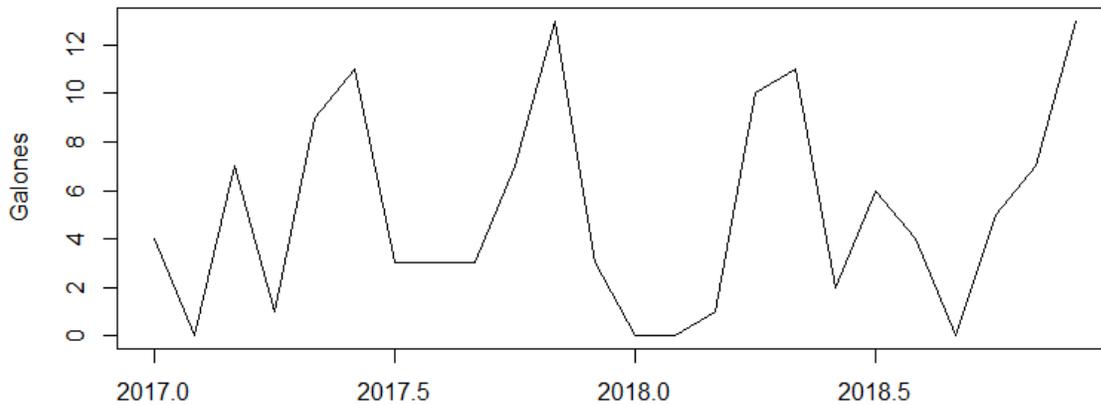


Ilustración 65 Serie de tiempo de las ventas de 2017 y 2018. Elaboración propia

Detergente Valsure enzimatico vendido en 2017 y 2018

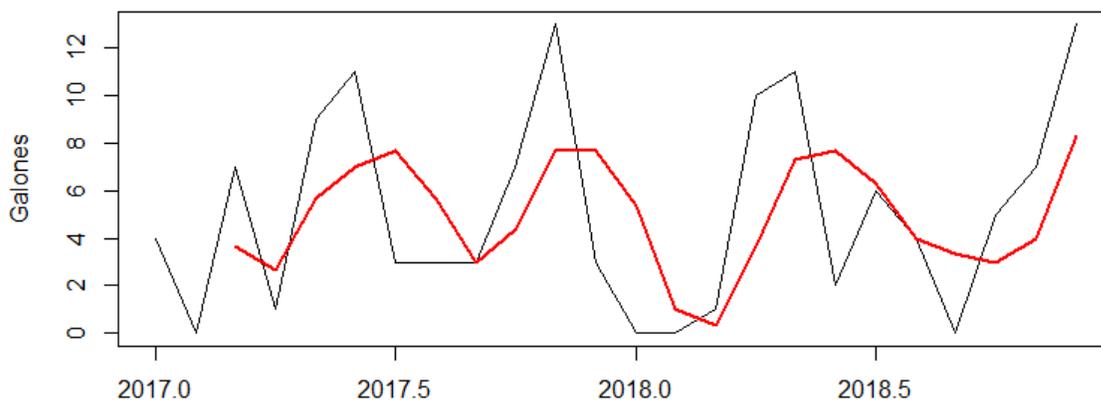


Ilustración 66 Método de promedios móviles de orden 3. Elaboración propia.

Como se puede observar, al aplicar los promedios móviles se pierden los primeros dos datos ya que es de orden 3 y los cambios en la tendencia son más suaves.

Se realiza una descomposición temporal de la serie de tiempo convirtiéndola en serie de frecuencia (observed) y obtiene las series de tendencia, estacionalidad e irregular de una serie temporal a través de medias móviles.

Decomposition of additive time series

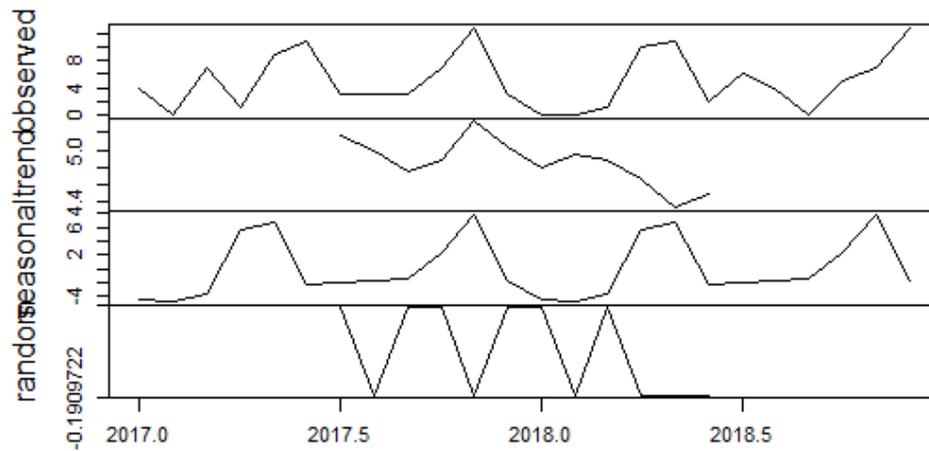


Ilustración 67 Componentes de la serie de tiempo: tendencia, estacionalidad, movimientos irregulares. Elaboración propia

Se puede observar que la tendencia tiene propensión a disminuir, que no hay un patrón que se pueda identificar a simple vista de la estacionalidad y que existen varios valores atípicos.

Holt-Winters filtering

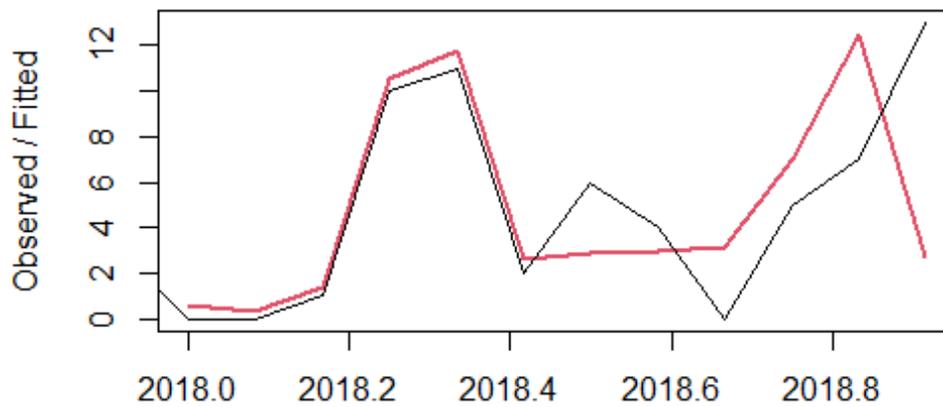


Ilustración 68 Método Holt-Winters aplicado. Elaboración propia.

El resultado del MSE es de 13.54

Forecasts from HoltWinters

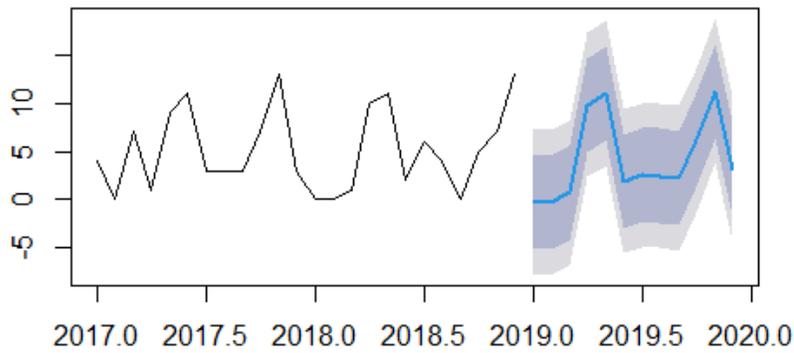


Ilustración 49 Proyección de demanda. Elaboración propia

Este pronóstico indicó que aproximadamente se vendería en 2019:

MES	ENE	FEB	MAR	ABR	MAY	JUN	JUL	AGO	SEP	OCT	NOV	DIC
PZ	-0.14	-0.34	0.68	9.82	11.07	1.87	2.52	2.42	2.20	6.14	11.28	3.09

En este caso los números negativos se consideran como 0, por lo que se tiene un total de 51.09 botellas en el año, que por cuestiones de redondeo se considerara un total de 51 galones

Correlograma

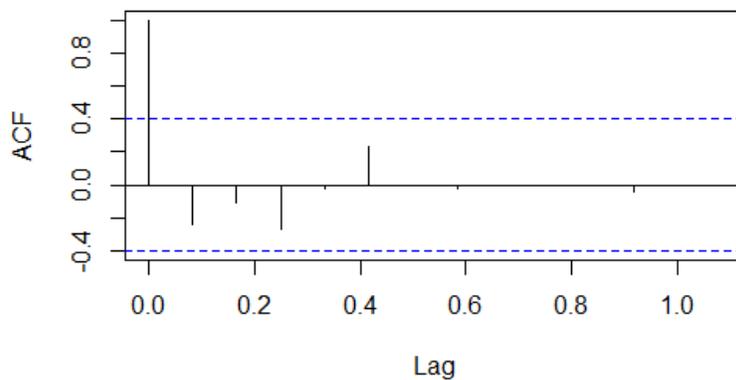


Ilustración 50 Correlograma de los errores de pronóstico. Elaboración propia.

Se puede observar que, los valores de la correlación están dentro de los límites de significación (entre las líneas azules), por lo que se considera que el método es el adecuado.

Para comprobar si hay autocorrelaciones distintas de cero para los errores de previsión de la muestra, llevamos a cabo una prueba de Ljung-Box, lo que nos da como resultado:

X-squared = 0.88489, df = 1, p-value = 0.3469

Histogram of forecast errors

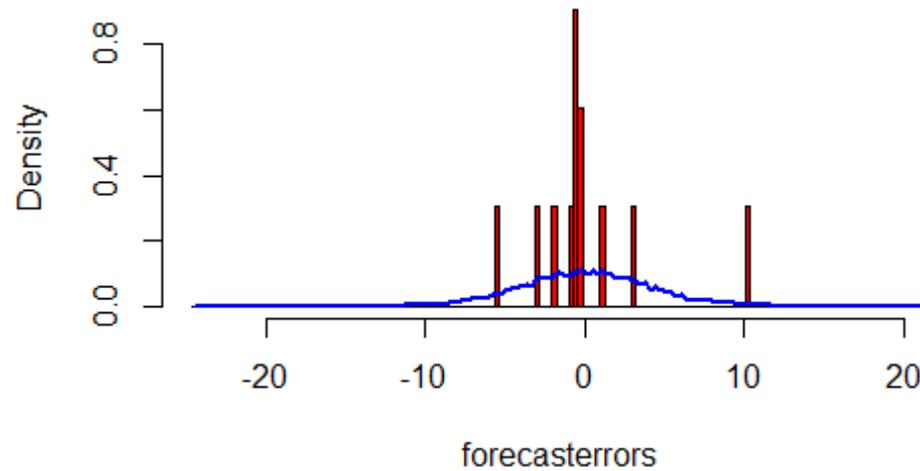


Ilustración 69 Histograma de los errores de pronóstico. Elaboración propia.

En este histograma podemos observar que existen varios valores atípicos pero solo hay un pico, por lo que podemos concluir que tiene una distribución normal y ya que éste se encuentra tan cerca del 0 sabemos que el error de pronóstico está dentro del intervalo de confiabilidad.

Análisis de datos de las ventas de Valsure neutro en 2017 y 2018.

Detergente Valsure neutro vendido en 2017 y 2018

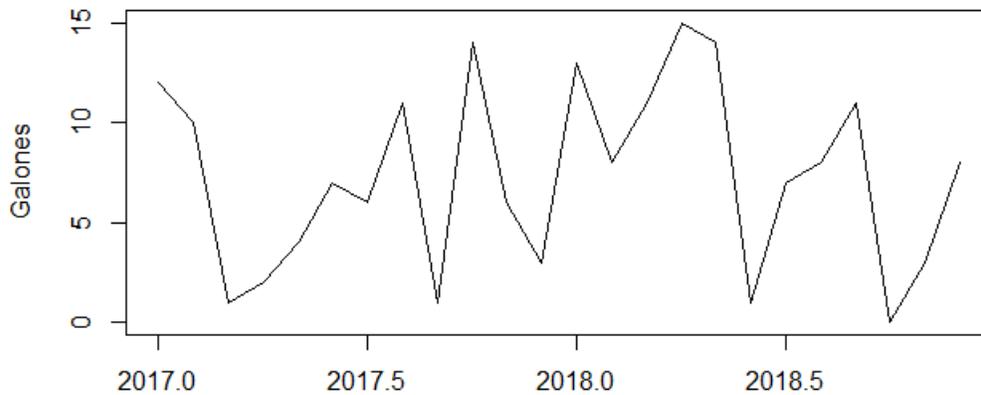


Ilustración 70 Serie de tiempo de las ventas de 2017 y 2018. Elaboración propia

Detergente Valsure neutro vendido en 2017 y 2018

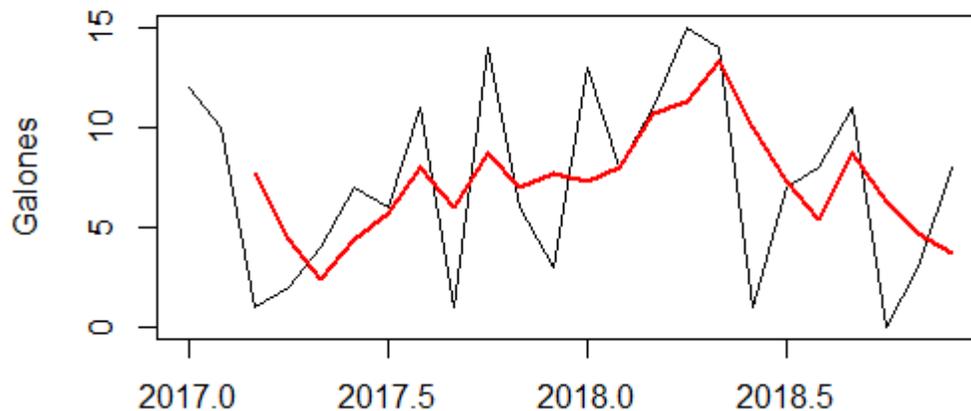


Ilustración 71 Método de promedios móviles de orden 3. Elaboración propia.

Como se puede observar, al aplicar los promedios móviles se pierden los primeros dos datos ya que es de orden 3 y los cambios en la tendencia son más suaves.

Se realiza una descomposición temporal de la serie de tiempo convirtiéndola en serie de frecuencia (observed) y obtiene las series de tendencia, estacionalidad e irregular de una serie temporal a través de medias móviles.

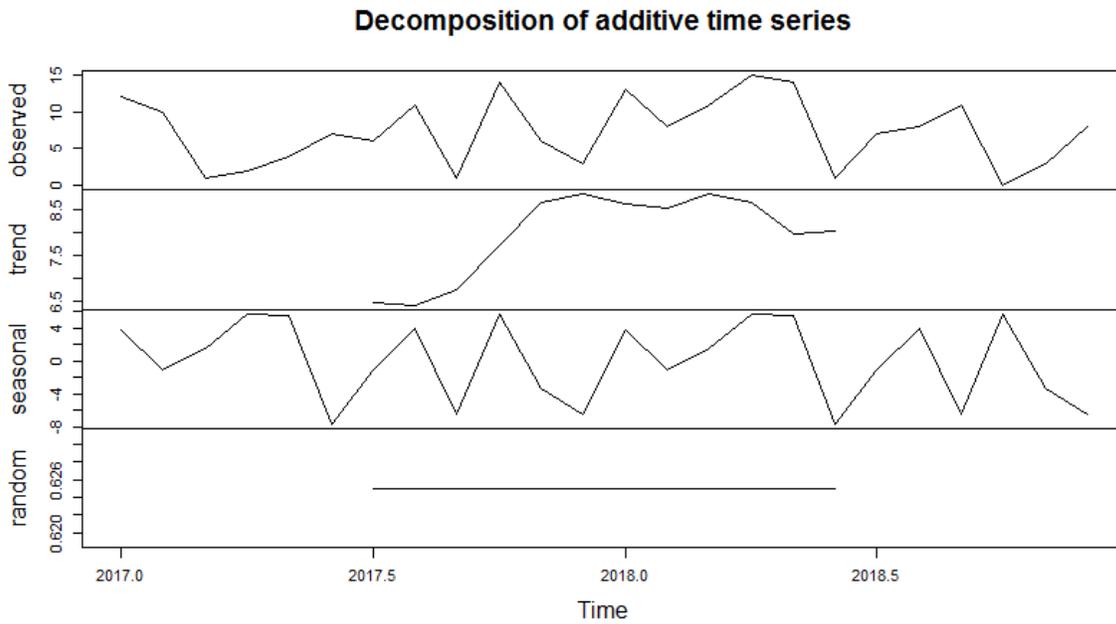


Ilustración 72 Componentes de la serie de tiempo: tendencia, estacionalidad, movimientos irregulares. Elaboración propia

Se puede observar que la tendencia tiene propension a aumentar, que no hay un patron que se pueda identificar a simple vista de la estacionalidad y que existen varios valores atipicos.

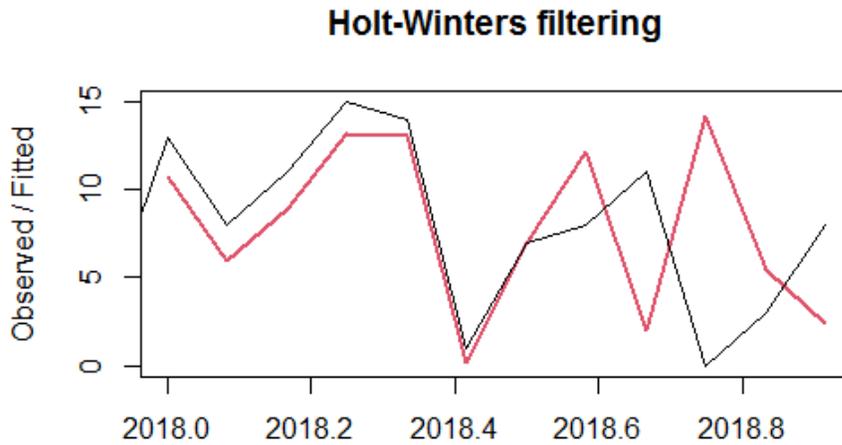


Ilustración 73 Método Holt-Winters aplicado. Elaboración propia.

El MSE da un resultado de 29.6222

Forecasts from HoltWinters

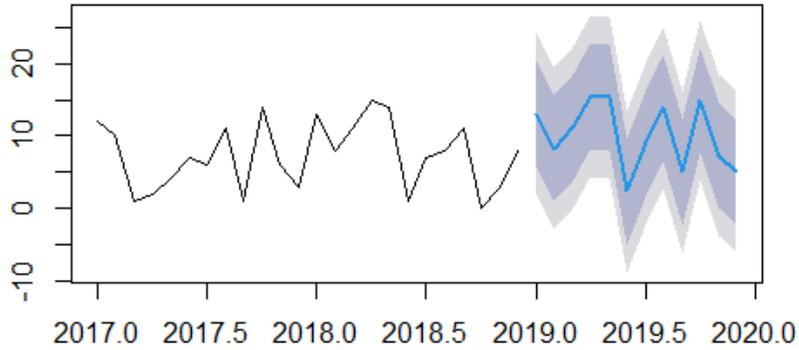


Ilustración 74 Proyección de demanda. Elaboración propia

Este pronóstico indicó que aproximadamente se vendería en 2019:

MES	ENE	FEB	MAR	ABR	MAY	JUN	JUL	AGO	SEP	OCT	NOV	DIC
PZ	13.06	8.29	11.18	15.49	15.29	2.37	9.05	13.84	5	14.89	7.29	5.09

La suma de todos los meses nos da un total de 120.84 galones en el año, que por cuestiones de redondeo se considerara un total de 121 galones.

Correlograma

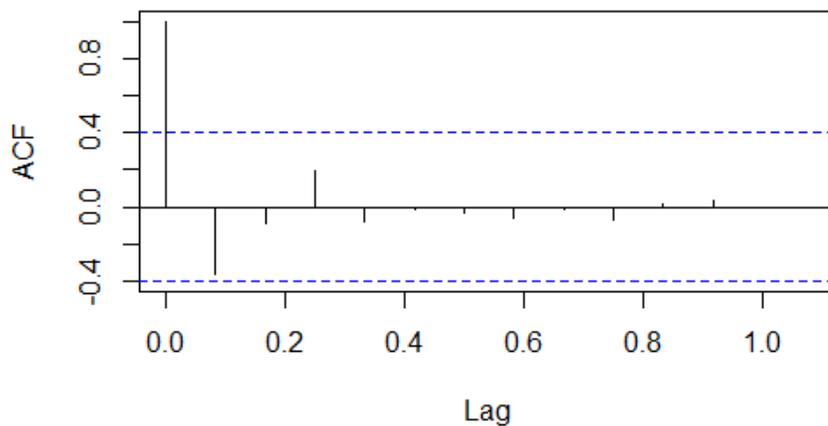


Ilustración 75 Correlograma de los errores de pronóstico. Elaboración propia

Se puede observar que, los valores de la correlación están dentro de los límites de significación (entre las líneas azules), por lo que se considera que el método es el adecuado.

Para comprobar si hay autocorrelaciones distintas de cero para los errores de previsión de la muestra, llevamos a cabo una prueba de Ljung-Box, lo que nos da como resultado:

X-squared = 2.0032, df = 1, p-value = 0.157

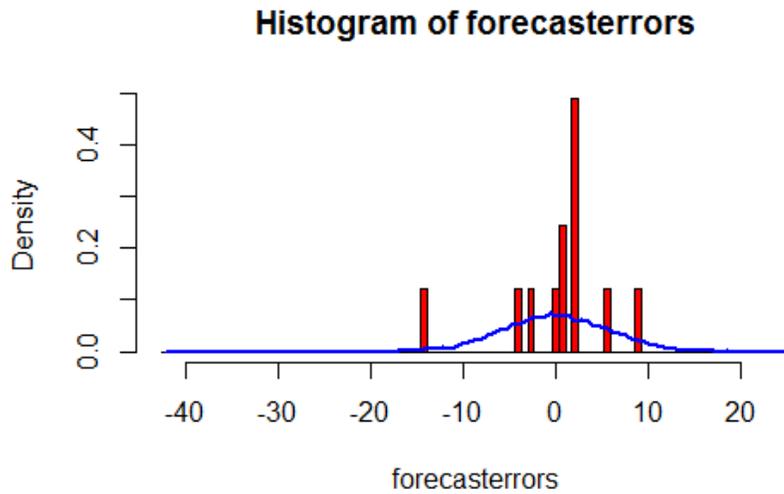


Ilustración 76 Histograma de los errores de pronóstico. Elaboración propia.

En este histograma podemos observar que existen varios valores atípicos pero solo hay un pico, por lo que podemos concluir que tiene una distribución normal y ya que éste se encuentra tan cerca del 0 sabemos que el error de pronóstico está dentro del intervalo de confiabilidad.

Análisis de datos de las ventas de Valsure alcalino en 2017 y 2018.

Detergente Valsure alcalino vendido en 2017 y 2018

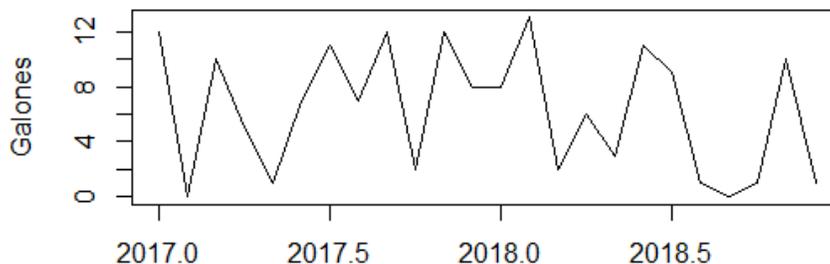


Ilustración 77 Serie de tiempo de las ventas de 2017 y 2018. Elaboración propia

Detergente Valsure alcalino vendido en 2017 y 2018

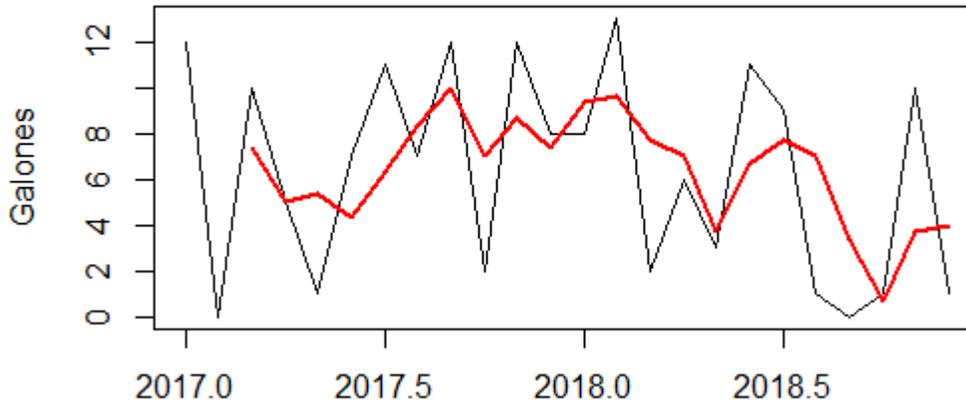


Ilustración 78 Método de promedios móviles de orden 3. Elaboración propia.

Como se puede observar, al aplicar los promedios móviles se pierden los primeros dos datos ya que es de orden 3 y los cambios en la tendencia son más suaves.

Se realiza una descomposición temporal de la serie de tiempo convirtiéndola en serie de frecuencia (observed) y obtiene las series de tendencia, estacionalidad e irregular de una serie temporal a través de medias móviles.

Decomposition of additive time series

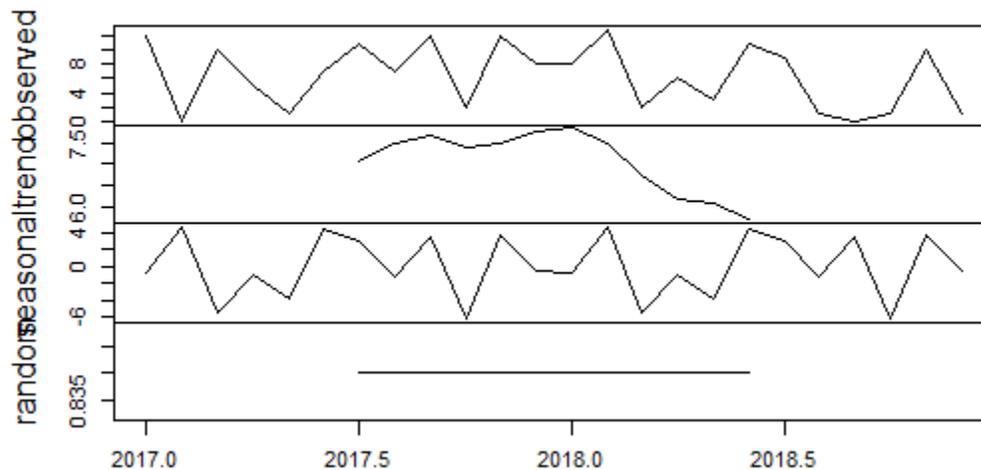


Ilustración 79 Componentes de la serie de tiempo: tendencia, estacionalidad, movimientos irregulares. Elaboración propia

Se puede observar que la tendencia tiene propension a disminuir, que no hay un patron que se pueda identificar a simple vista de la estacionalidad y que no existen tantos valores atipicos.

Holt-Winters filtering

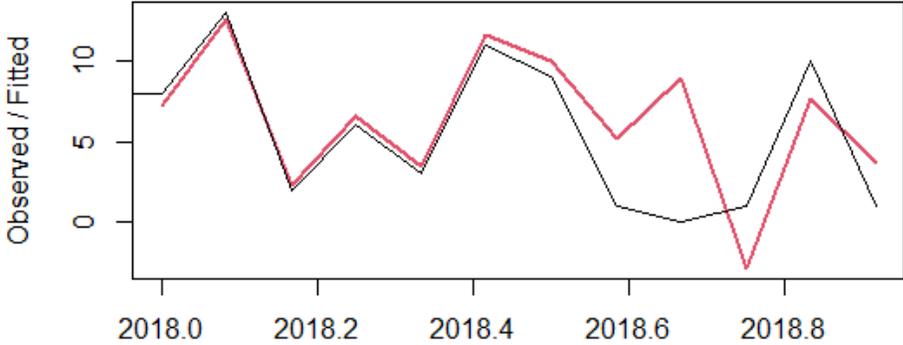


Ilustración 80 Método Holt-Winters aplicado. Elaboración propia.

El valor del MSE es de 10.7161

Forecasts from HoltWinters

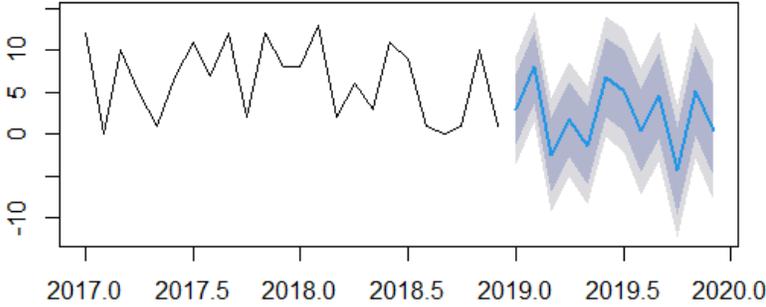


Ilustración 81 Proyección de demanda. Elaboración propia

Este pronóstico indicó que aproximadamente se vendería en 2019:

MES	ENE	FEB	MAR	ABR	MAY	JUN	JUL	AGO	SEP	OCT	NOV	DIC
PZ	2.88	7.97	-2.54	1.75	-1.32	6.82	5.21	0.36	4.56	-4.34	5.20	0.33

Para este caso, los números negativos se toman como 0 y la suma de todos los meses nos da un total de 35.08 galones en el año, que por cuestiones de redondeo se considerara un total de 35 galones.

Correlograma

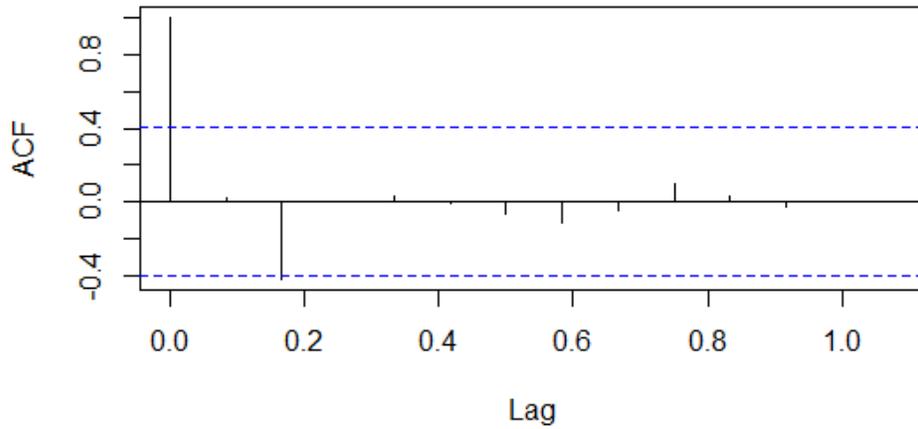


Ilustración 82 Correlograma de los errores de pronóstico. Elaboración propia.

Se puede observar que, los valores de la correlación están dentro de los límites de significación (entre las líneas azules), por lo que se considera que el método es el adecuado.

Para comprobar si hay autocorrelaciones distintas de cero para los errores de previsión de la muestra, llevamos a cabo una prueba de Ljung-Box, lo que nos da como resultado:

X-squared = 0.0052961, df = 1, p-value = 0.942

Histogram of forecast errors

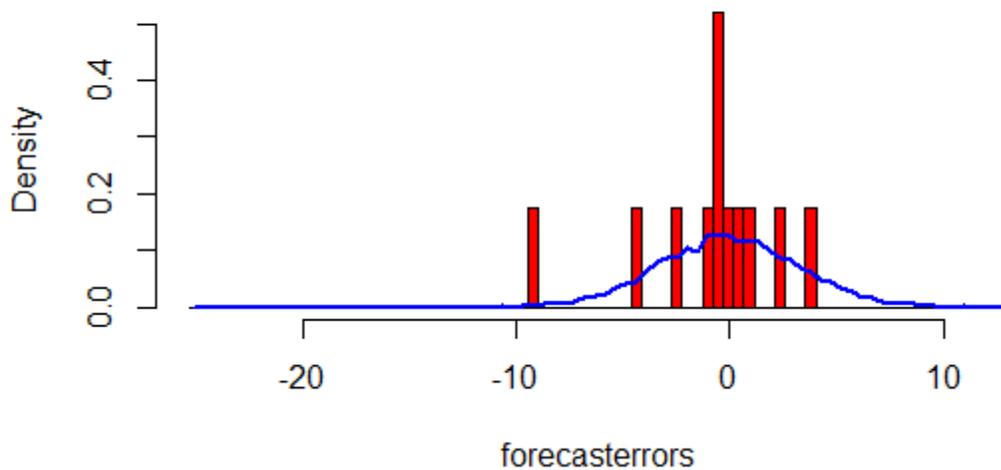


Ilustración 83 Histograma de los errores de pronóstico. Elaboración propia.

En este histograma podemos observar que existen varios valores atípicos pero solo hay un pico, por lo que podemos concluir que tiene una distribución normal y ya que éste se encuentra tan cerca del 0 sabemos que el error de pronóstico está dentro del intervalo de confiabilidad.

Análisis de datos de las ventas de Vaprox HC en 2017 y 2018.

Vaprox vendido en 2017 y 2018

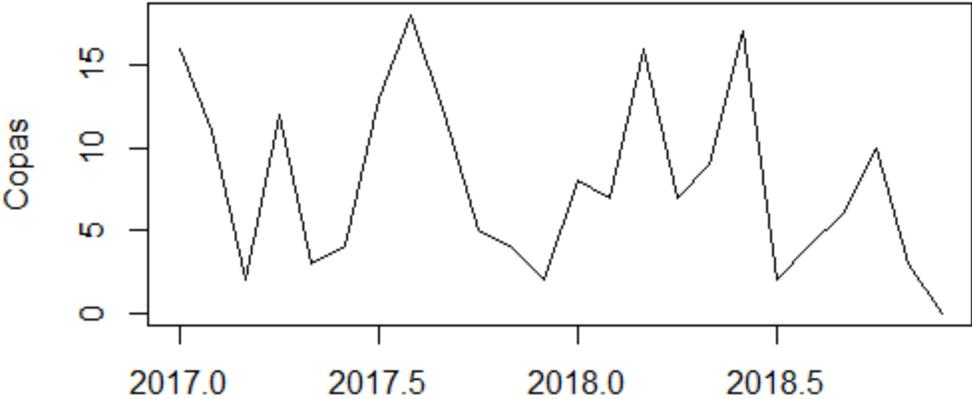


Ilustración 84 Serie de tiempo de las ventas de 2017 y 2018. Elaboración propia.

Vaprox vendido en 2017 y 2018

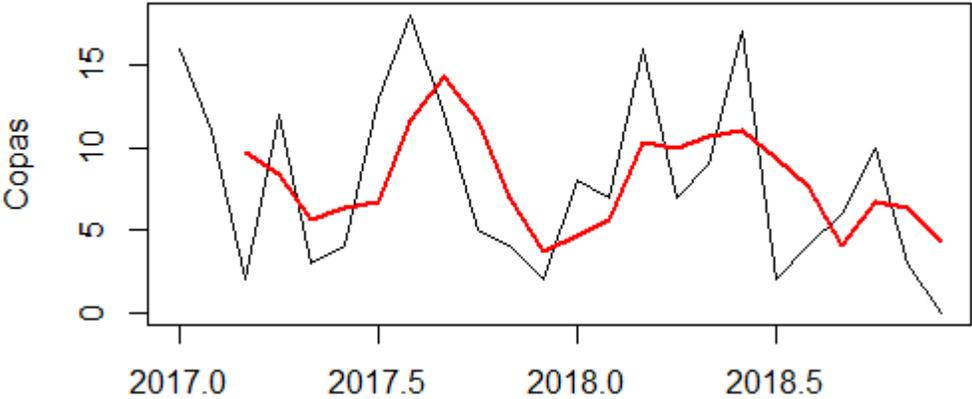


Ilustración 85 Método de promedios móviles de orden 3. Elaboración propia.

Como se puede observar, al aplicar los promedios móviles se pierden los primeros dos datos ya que es de orden 3 y los cambios en la tendencia son más suaves.

Se realiza una descomposición temporal de la serie de tiempo convirtiéndola en serie de frecuencia (observed) y obtiene las series de tendencia, estacionalidad e irregular de una serie temporal a través de medias móviles.

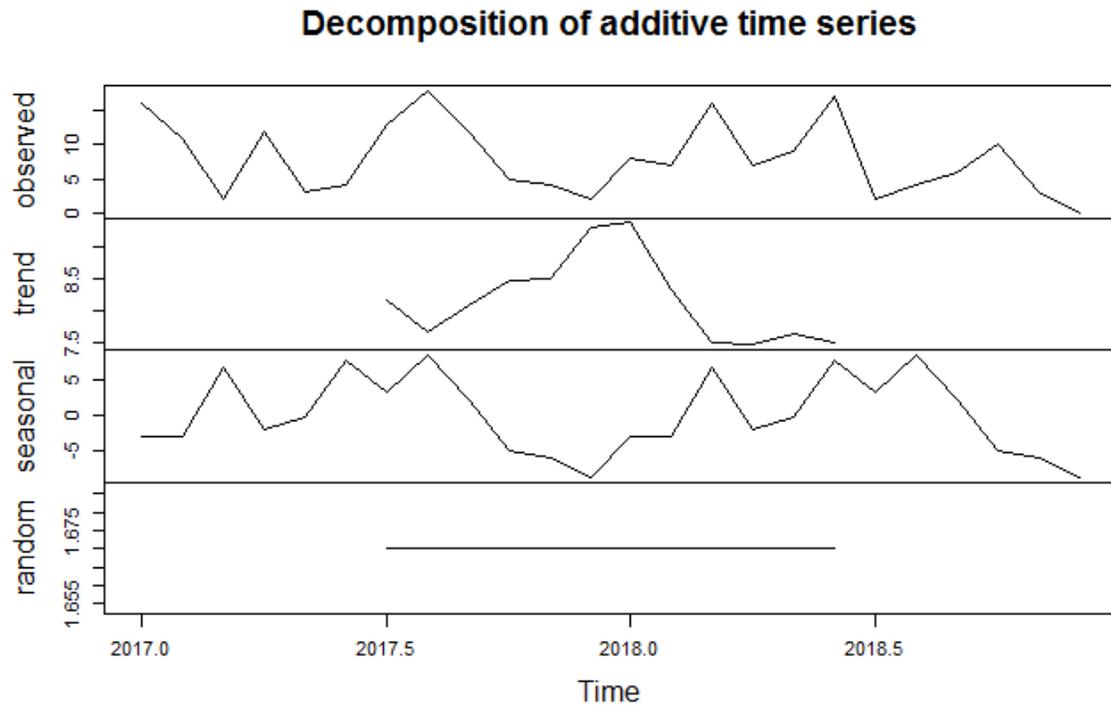


Ilustración 86 Componentes de la serie de tiempo: tendencia, estacionalidad, movimientos irregulares. Elaboración propia

Se puede observar que la tendencia tiene propension a disminuir, que no hay un patron que se pueda identificar a simple vista de la estacionalidad y que no existen tantos valores atípicos.

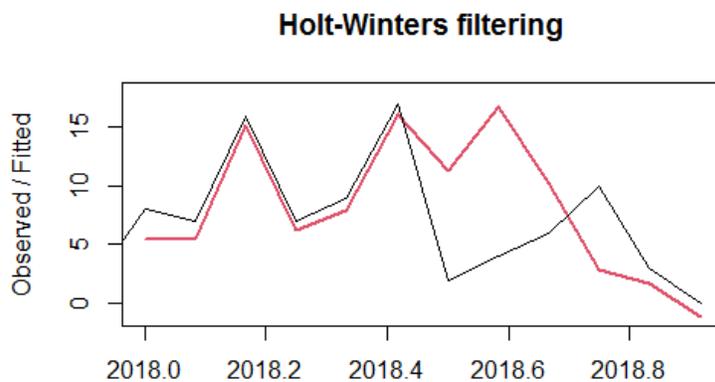


Ilustración 87 Método Holt-Winters aplicado. Elaboración propia.

El MSE es de 27.78

Forecasts from HoltWinters

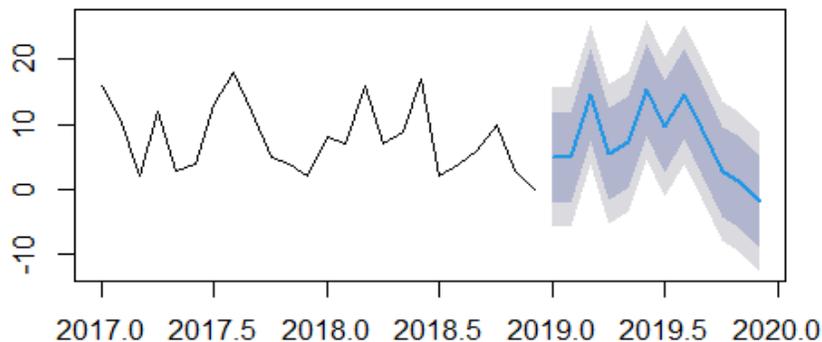


Ilustración 88 Proyección de demanda. Elaboración propia

Este pronóstico indicó que aproximadamente se vendería en 2019:

MES	ENE	FEB	MAR	ABR	MAY	JUN	JUL	AGO	SEP	OCT	NOV	DIC
PZ	4.98	4.86	14.55	5.54	7.33	15.39	9.64	14.73	9.10	2.81	1.12	-1.74

Para este caso, el número negativo se toma como 0 y la suma de todos los meses nos da un total de 90.05 cajas en el año, que por cuestiones de redondeo se considerara un total de 90 cajas.

Correlograma

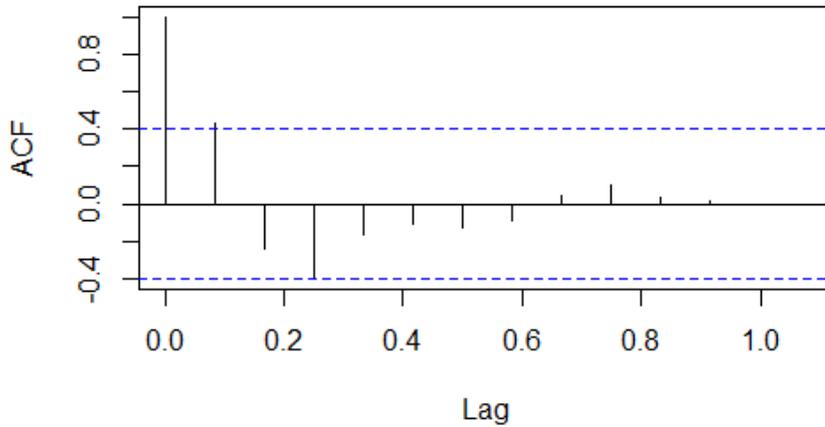


Ilustración 89 Correlograma de los errores de pronóstico. Elaboración propia.

Se puede observar que, los valores de la correlación están dentro de los límites de significación (entre las líneas azules), por lo que se considera que el método es el adecuado.

Para comprobar si hay autocorrelaciones distintas de cero para los errores de previsión de la muestra, llevamos a cabo una prueba de Ljung-Box, lo que nos da como resultado:



Histogram of forecast errors

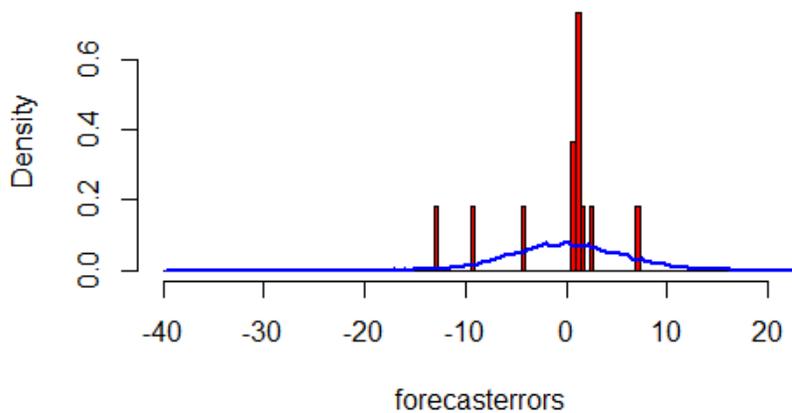


Ilustración 90 Histograma de los errores de pronóstico. Elaboración propia.

En este histograma podemos observar que existen varios valores atípicos pero solo hay un pico, por lo que podemos concluir que tiene una distribución normal y ya que éste se encuentra tan cerca del 0 sabemos que el error de pronóstico está dentro del intervalo de confiabilidad.

Análisis de datos de las ventas de CELERITY 20 Indicador biológico para vapor en 2017 y 2018.

CELERITY 20 VAPOR BIOLÓGICO vendido en 2017 y 2018

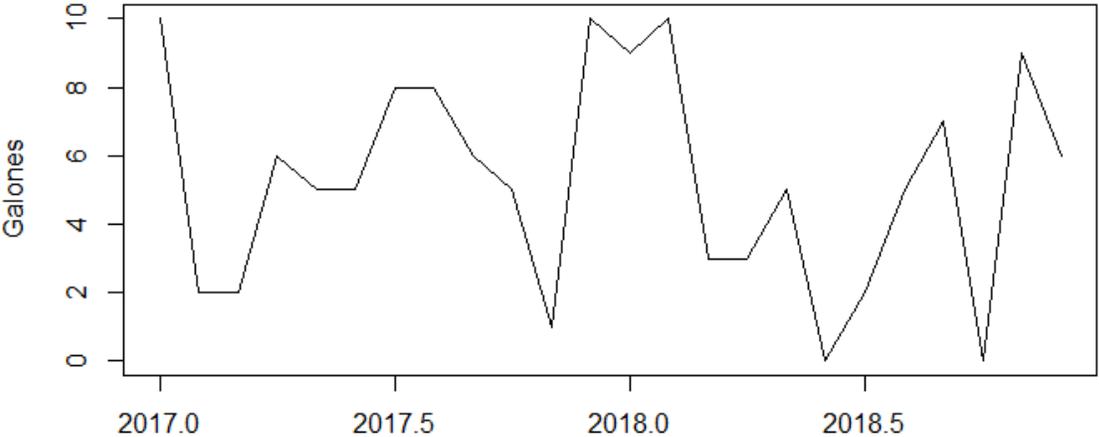


Ilustración 91 Serie de tiempo de las ventas de 2017 y 2018. Elaboración propia

CELERITY 20 VAPOR BIOLÓGICO vendido en 2017 y 2018

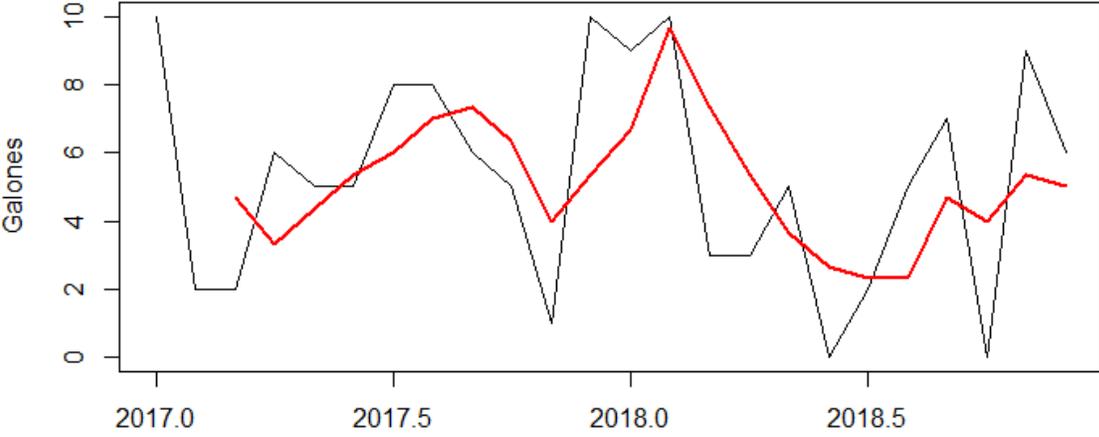


Ilustración 92 Método de promedios móviles de orden 3. Elaboración propia.

Como se puede observar, al aplicar los promedios móviles se pierden los primeros dos datos ya que es de orden 3 y los cambios en la tendencia son más suaves.

Se realiza una descomposición temporal de la serie de tiempo convirtiéndola en serie de frecuencia (observed) y obtiene las series de tendencia, estacionalidad e irregular de una serie temporal a través de medias móviles.

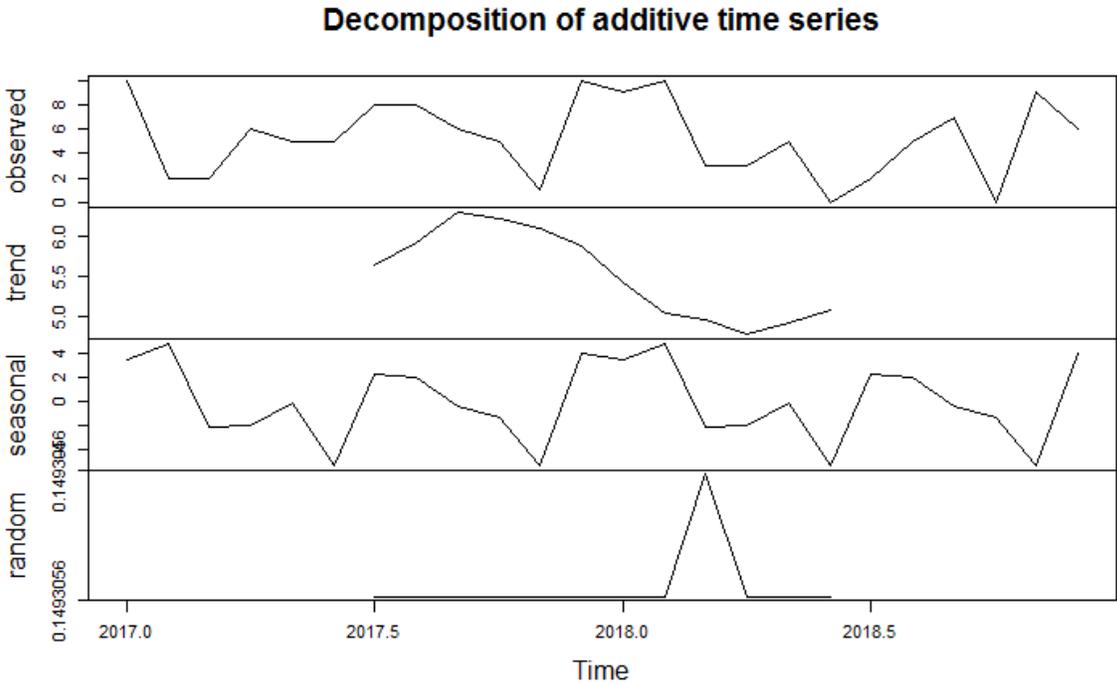


Ilustración 93 Componentes de la serie de tiempo: tendencia, estacionalidad, movimientos irregulares. Elaboración propia

Se puede observar que la tendencia tiene propension a disminuir, que no hay un patron que se pueda identificar a simple vista de la estacionalidad y que no existen tantos valores atípicos.

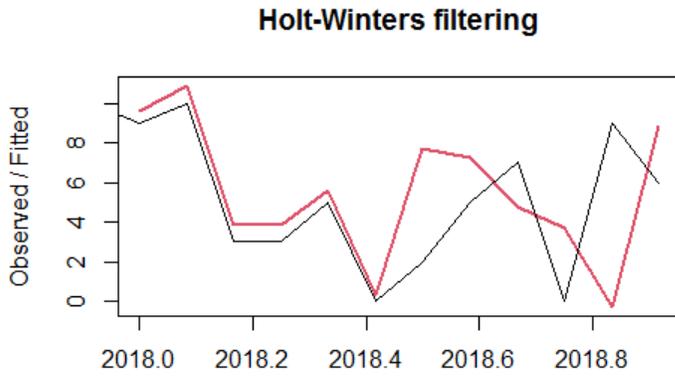


Ilustración 94 Método Holt-Winters aplicado. Elaboración propia.

La medida para saber el grado de exactitud de las predicciones que obtuvimos con el suavizado exponencial, será la Suma de Cuadrados de los Errores (SSE), que dio como resultado 317.777.

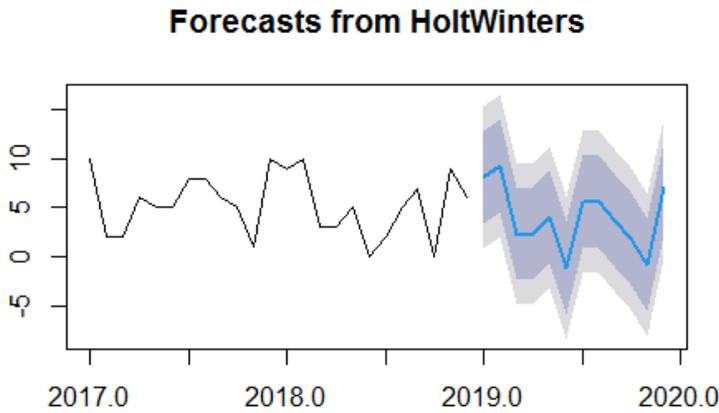


Ilustración 95 Proyección de demanda. Elaboración propia

Este pronóstico indicó que aproximadamente se vendería en 2019:

MES	ENE	FEB	MAR	ABR	MAY	JUN	JUL	AGO	SEP	OCT	NOV	DIC
PZ	8.08	9.31	2.27	2.31	4.09	-1.16	5.63	5.55	3.51	1.87	-0.82	7.05

Para este caso, el número negativo se toma como 0 y la suma de todos los meses nos da un total de 49.67 cajas en el año, que por cuestiones de redondeo se considerara un total de 50 cajas.

Correlograma

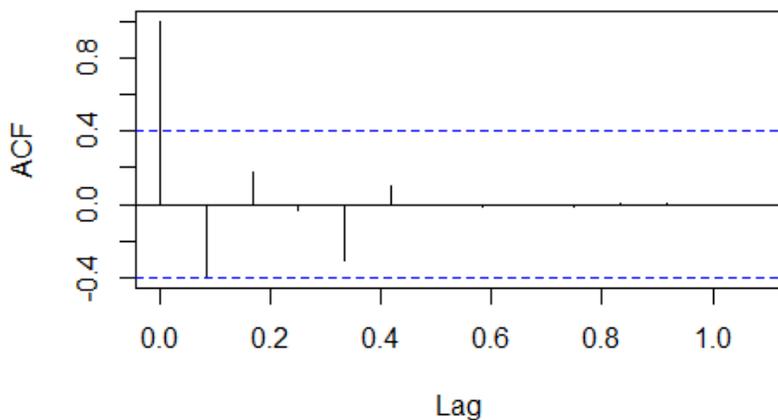


Ilustración 96 Correlograma de los errores de pronóstico. Elaboración propia.

Se puede observar que, los valores de la correlación están dentro de los límites de significación (entre las líneas azules), por lo que se considera que el método es el adecuado.

Para comprobar si hay autocorrelaciones distintas de cero para los errores de previsión de la muestra, llevamos a cabo una prueba de Ljung-Box, lo que nos da como resultado:



Histogram of forecast errors

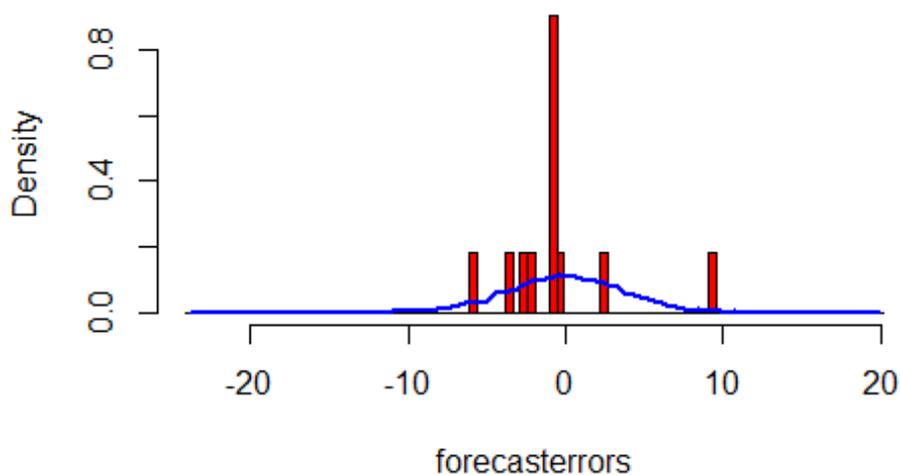


Ilustración 97 Histograma de los errores de pronóstico. Elaboración propia

En este histograma podemos observar que existen varios valores atípicos pero solo hay un pico, por lo que podemos concluir que tiene una distribución normal y ya que éste se encuentra tan cerca del 0 sabemos que el error de pronóstico está dentro del intervalo de confiabilidad.

Análisis de datos de las ventas de CELERITY 10 Indicador químico para vapor en 2017 y 2018.

CELERITY 10 STEAM QUIMICO vendido en 2017 y 2018

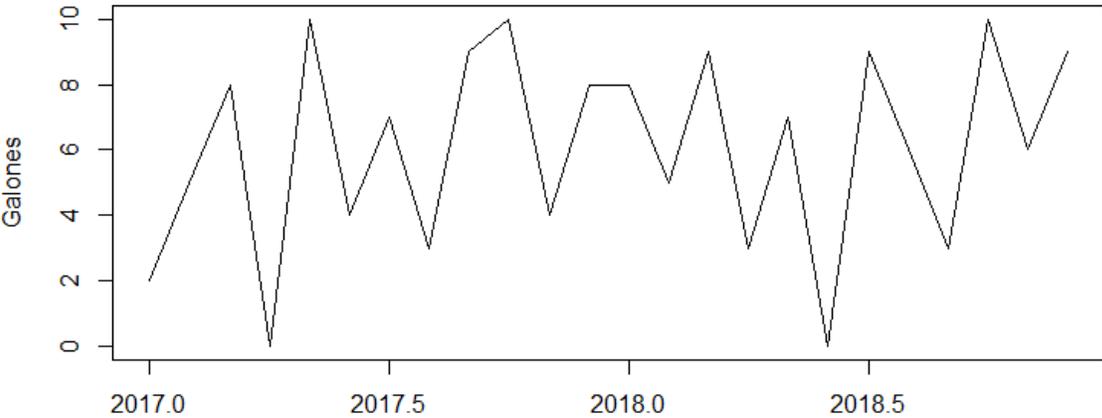


Ilustración 98 Serie de tiempo de las ventas de 2017 y 2018. Elaboración propia

CELERITY 10 STEAM QUIMICO vendido en 2017 y 2018

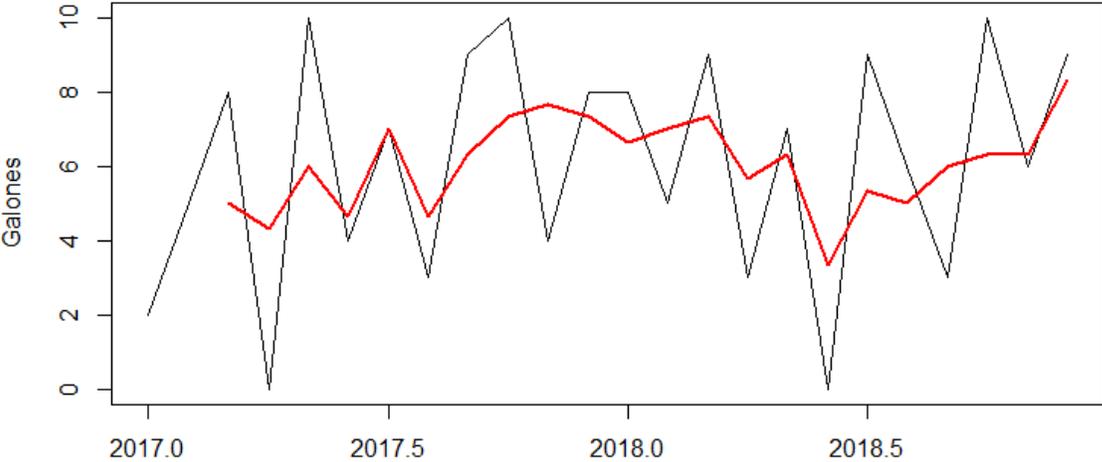


Ilustración 99 Método de promedios móviles de orden 3. Elaboración propia.

Como se puede observar, al aplicar los promedios móviles se pierden los primeros dos datos ya que es de orden 3 y los cambios en la tendencia son más suaves.

Se realiza una descomposición temporal de la serie de tiempo convirtiéndola en serie de frecuencia (observed) y obtiene las series de tendencia, estacionalidad e irregular de una serie temporal a través de medias móviles.

Decomposition of additive time series

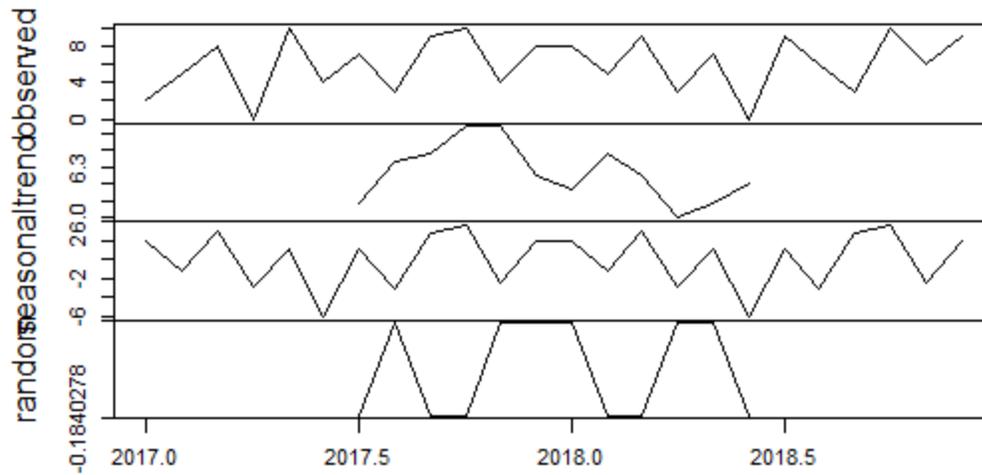


Ilustración 100 Componentes de la serie de tiempo: tendencia, estacionalidad, movimientos irregulares. Elaboración propia

Se puede observar que la tendencia tiene propensión a aumentar, que no hay un patrón que se pueda identificar a simple vista de la estacionalidad y que no existen tantos valores atípicos.

Holt-Winters filtering

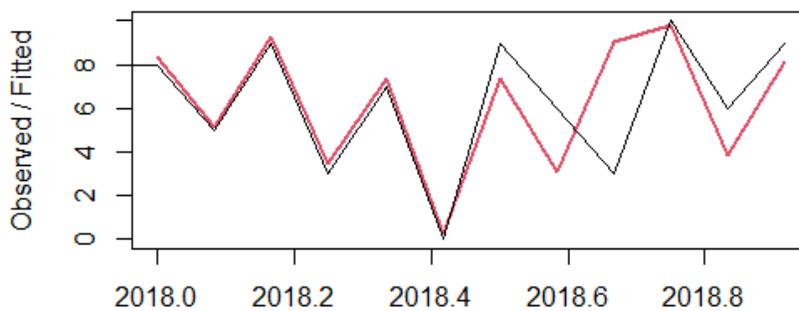


Ilustración 101 Método Holt-Winters aplicado. Elaboración propia.

El valor del MSE es de 4.48

Forecasts from HoltWinters

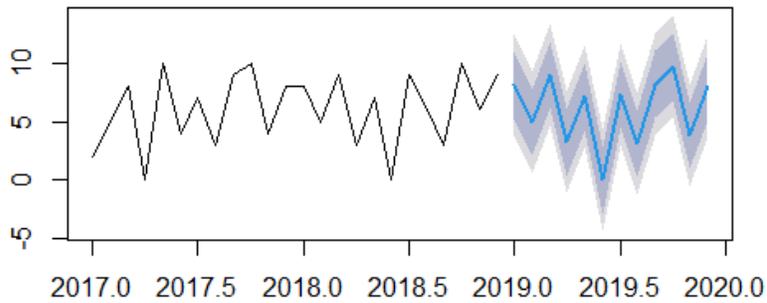


Ilustración 102 Proyección de demanda. Elaboración

Este pronóstico indicó que aproximadamente se vendería en 2019:

MES	ENE	FEB	MAR	ABR	MAY	JUN	JUL	AGO	SEP	OCT	NOV	DIC
PZ	8.11	4.91	9	3.21	7.12	0	7.29	3.14	8.19	9.62	3.80	7.95

La suma de todos los meses nos da un total de 72.34 cajas en el año, que por cuestiones de redondeo se considerara un total de 72 cajas.

Correlograma

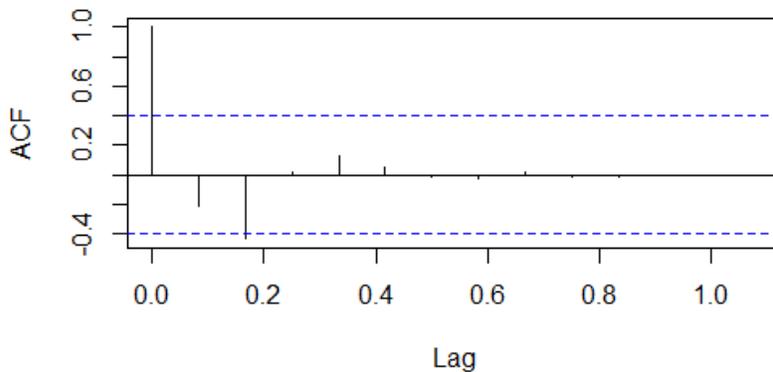


Ilustración 103 Correlograma de los errores de pronóstico. Elaboración propia.

Se puede observar que, los valores de la correlación están dentro de los límites de significación (entre las líneas azules), por lo que se considera que el método es el adecuado.

Para comprobar si hay autocorrelaciones distintas de cero para los errores de previsión de la muestra, llevamos a cabo una prueba de Ljung-Box, lo que nos da como resultado:

X-squared = 0.67261, df = 1, p-value = 0.4121

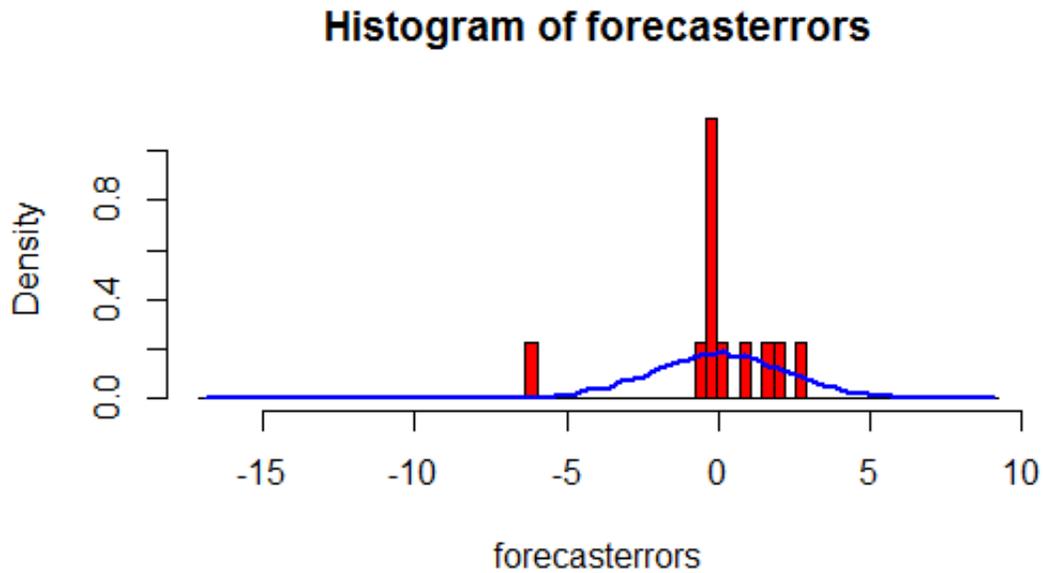


Ilustración 104 Histograma de los errores de pronóstico. Elaboración propia.

En este histograma podemos observar que existen varios valores atípicos pero solo hay un pico, por lo que podemos concluir que tiene una distribución normal y ya que éste se encuentra tan cerca del 0 sabemos que el error de pronóstico está dentro del intervalo de confiabilidad.

Análisis de datos de las ventas de VERIFY DUAL Indicador biológico

VERIFY DUAL Indicador biológico vendido en 2017 y 2018

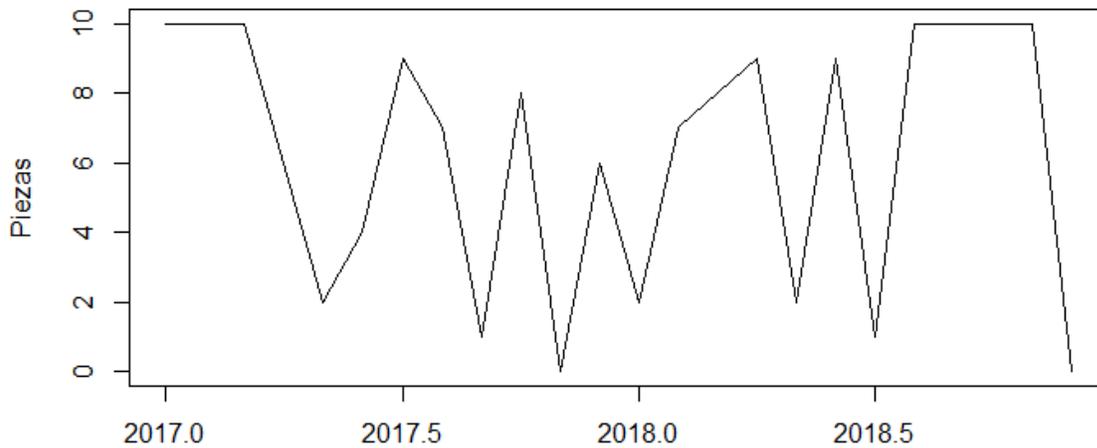


Ilustración 105 Serie de tiempo de las ventas de 2017 y 2018. Elaboración propia

VERIFY DUAL Indicador biológico vendido en 2017 y 2018

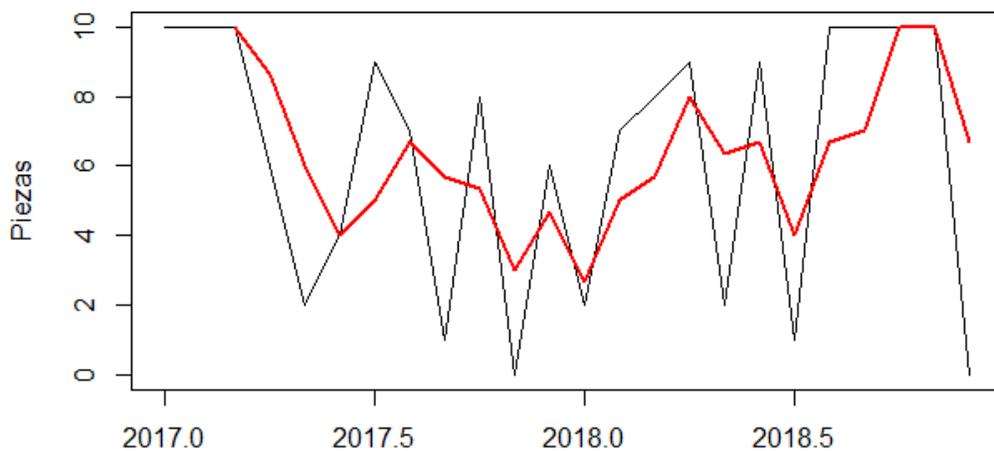


Ilustración 106 Método de promedios móviles de orden 3. Elaboración propia.

Como se puede observar, al aplicar los promedios móviles se pierden los primeros dos datos ya que es de orden 3 y los cambios en la tendencia son más suaves.

Se realiza una descomposición temporal de la serie de tiempo convirtiéndola en serie de frecuencia (observed) y obtiene las series de tendencia, estacionalidad e irregular de una serie temporal a través de medias móviles.

Decomposition of additive time series

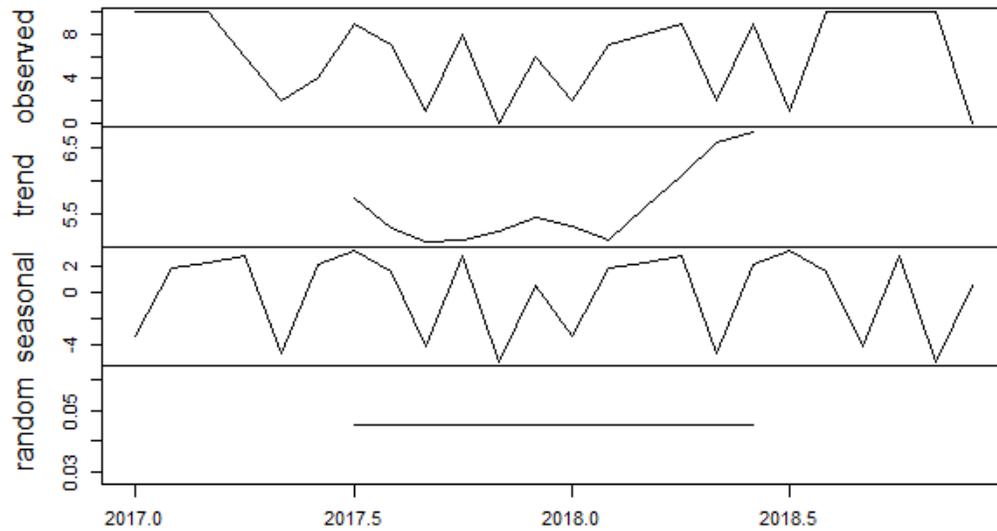


Ilustración 107 Componentes de la serie de tiempo: tendencia, estacionalidad, movimientos irregulares. Elaboración propia

Se puede observar que la tendencia tiene propensión a aumentar, que no hay un patrón que se pueda identificar a simple vista de la estacionalidad y que no existen valores atípicos.

Holt-Winters filtering

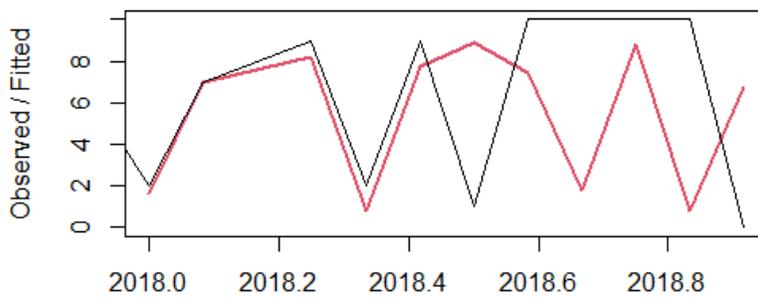


Ilustración 108 Método Holt-Winters aplicado. Elaboración propia.

El MSE es de 22.58

Forecasts from HoltWinters

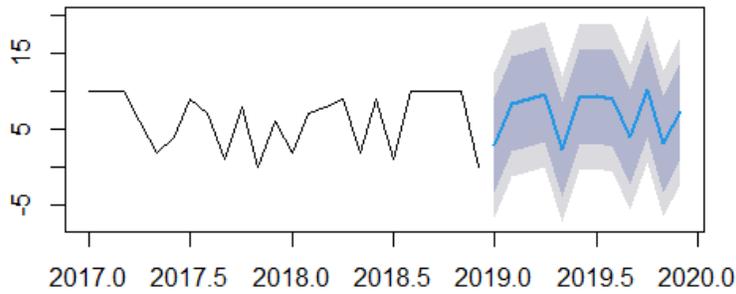


Ilustración 109 Proyección de demanda. Elaboración propia

Este pronóstico indicó que aproximadamente se vendería en 2019:

MES	ENE	FEB	MAR	ABR	MAY	JUN	JUL	AGO	SEP	OCT	NOV	DIC
PZ	2.99	8.28	8.93	9.62	2.27	9.22	9.42	9.03	3.91	10.28	3.06	7.38

La suma de todos los meses nos da un total de 84.39 cajas en el año, que por cuestiones de redondeo se considerara un total de 84 cajas.

Correlograma

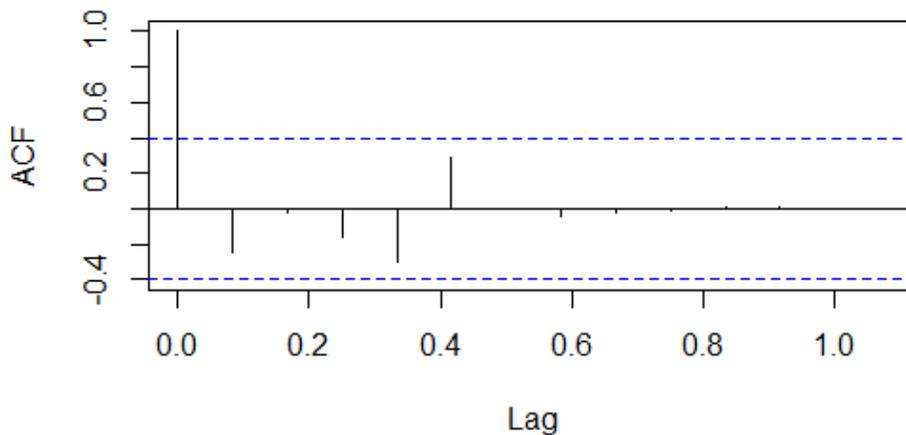


Ilustración 110 Correlograma de los errores de pronóstico. Elaboración propia.

Se puede observar que, los valores de la correlación están dentro de los límites de significación (entre las líneas azules), por lo que se considera que el método es el adecuado.

Para comprobar si hay autocorrelaciones distintas de cero para los errores de previsión de la muestra, llevamos a cabo una prueba de Ljung-Box, lo que nos da como resultado:

X-squared = 0.89003, df = 1, p-value = 0.3455

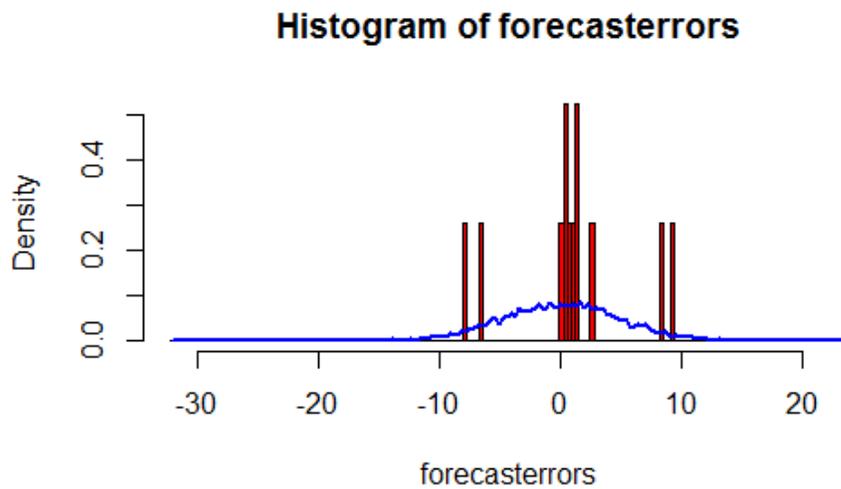


Ilustración 111 Histograma de los errores de pronóstico. Elaboración propia.

En este histograma podemos observar que existen varios valores atípicos pero solo hay un pico, por lo que podemos concluir que tiene una distribución normal y ya que éste se encuentra tan cerca del 0 sabemos que el error de pronóstico está dentro del intervalo de confiabilidad.

Análisis de datos de las ventas de CELERITY 20 Indicador biológico para período

CELERITY HP vendido en 2017 y 2018

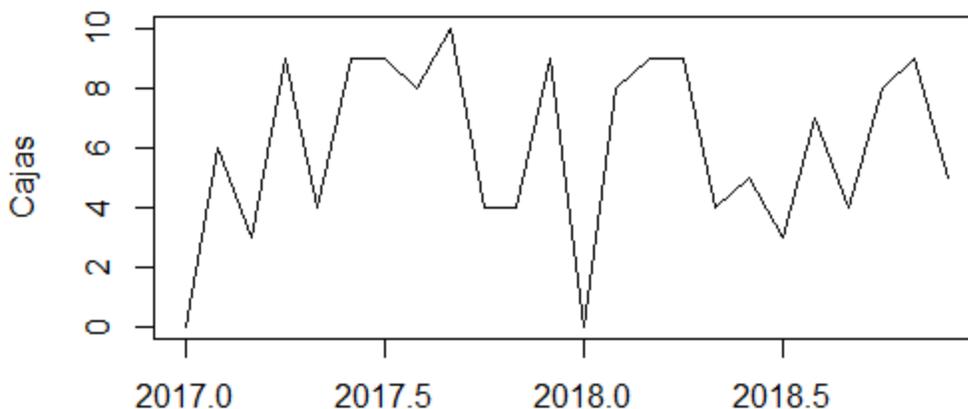


Ilustración 112 Serie de tiempo de las ventas de 2017 y 2018. Elaboración propia

CELERITY HP vendido en 2017 y 2018

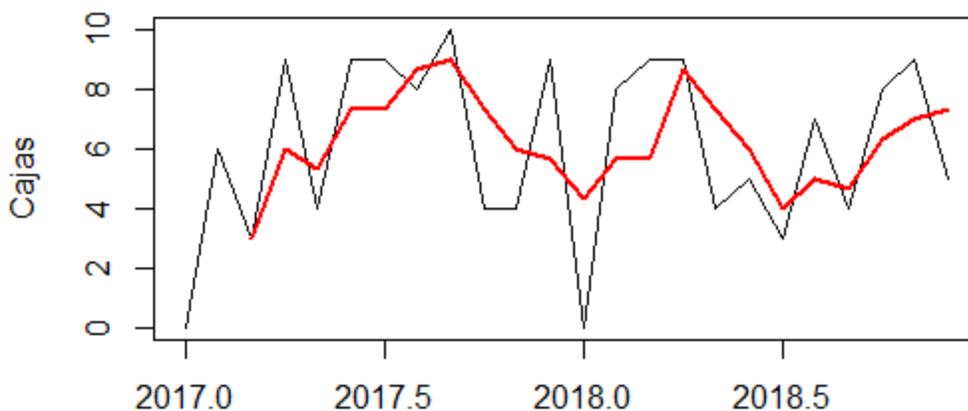


Ilustración 113 Método de promedios móviles de orden 3. Elaboración propia.

Como se puede observar, al aplicar los promedios móviles se pierden los primeros dos datos ya que es de orden 3 y los cambios en la tendencia son más suaves.

Se realiza una descomposición temporal de la serie de tiempo convirtiéndola en serie de frecuencia (observed) y obtiene las series de tendencia, estacionalidad e irregular de una serie temporal a través de medias móviles.

Decomposition of additive time series

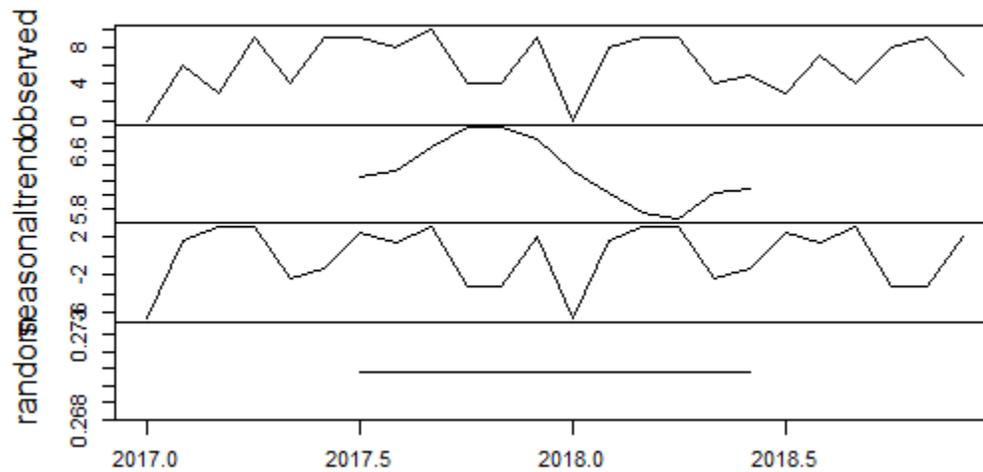


Ilustración 114 Componentes de la serie de tiempo: tendencia, estacionalidad, movimientos irregulares. Elaboración propia

Se puede observar que la tendencia tiene propension a aumentar, que no hay un patron que se pueda identificar a simple vista de la estacionalidad y que no existen valores atipicos.

Holt-Winters filtering

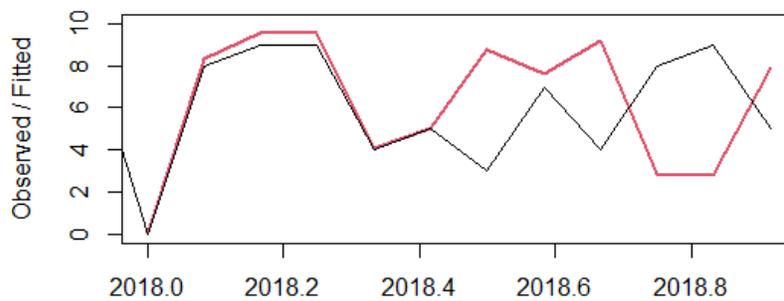


Ilustración 115 Método Holt-Winters aplicado. Elaboración propia

El MSE es de 11.18

Forecasts from HoltWinters

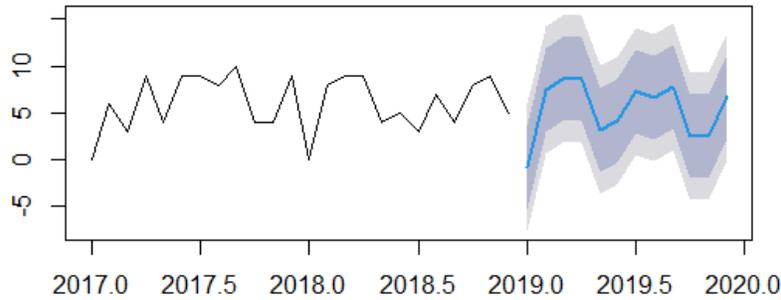


Ilustración 116 Proyección de demanda. Elaboración propia

Este pronóstico indicó que aproximadamente se vendería en 2019:

MES	ENE	FEB	MAR	ABR	MAY	JUN	JUL	AGO	SEP	OCT	NOV	DIC
PZ	-0.76	7.43	8.63	8.64	3.24	4.14	7.32	6.68	7.82	2.53	2.57	6.75

El número negativo se considera como 0 y la suma de todos los meses nos da un total de 65.75 cajas en el año, que por cuestiones de redondeo se considerara un total de 66 cajas.

Correlograma

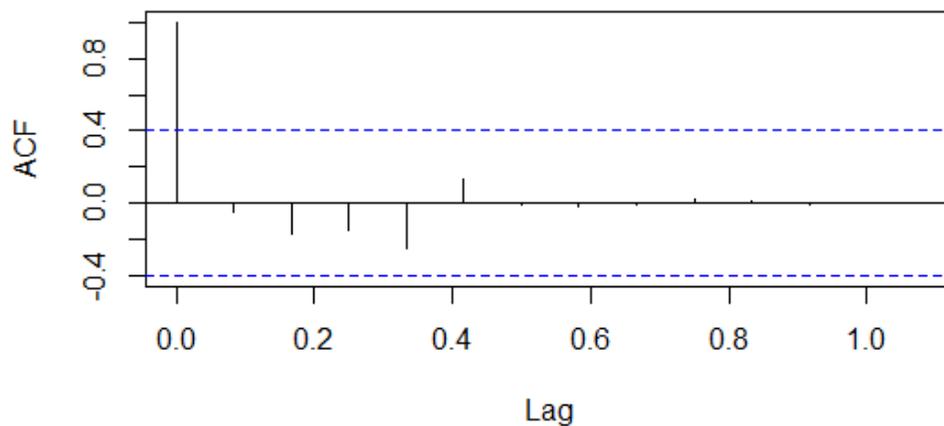


Ilustración 117 Correlograma de los errores de pronóstico. Elaboración propia.

Se puede observar que, los valores de la correlación están dentro de los límites de significación (entre las líneas azules), por lo que se considera que el método es el adecuado.

Para comprobar si hay autocorrelaciones distintas de cero para los errores de previsión de la muestra, llevamos a cabo una prueba de Ljung-Box, lo que nos da como resultado:

X-squared = 0.037838, df = 1, p-value = 0.8458

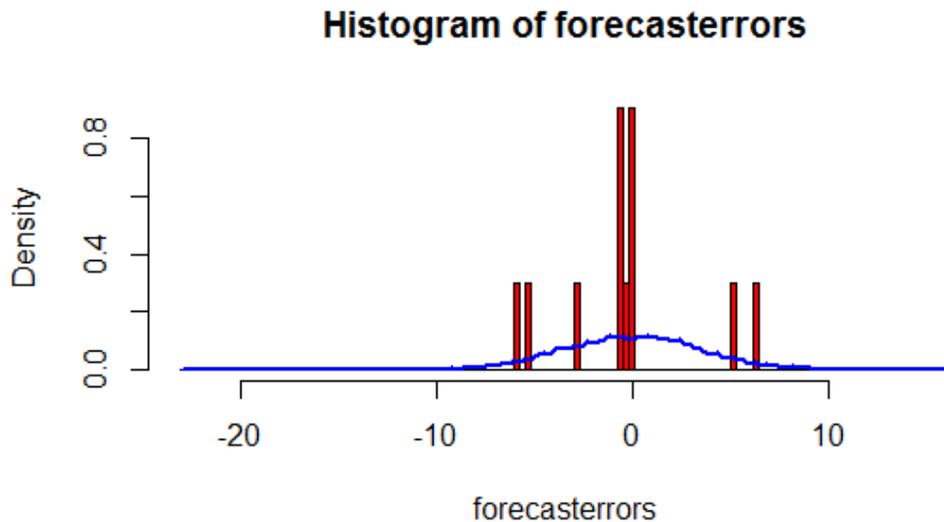


Ilustración 118 Histograma de los errores de pronóstico. Elaboración propia.

En este histograma podemos observar que existen varios valores atípicos pero solo hay un pico, por lo que podemos concluir que tiene una distribución normal y ya que éste se encuentra tan cerca del 0 sabemos que el error de pronóstico está dentro del intervalo de confiabilidad.

Análisis de datos de las ventas de VERIFY V24 Indicador biológico

VERIFY V24 vendido en 2017 y 2018

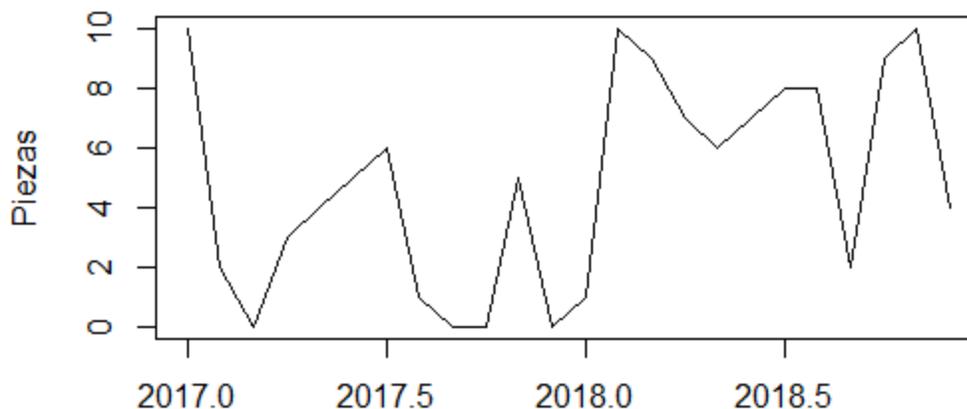


Ilustración 119 Serie de tiempo de las ventas de 2017 y 2018. Elaboración propia

VERIFY V24 vendido en 2017 y 2018

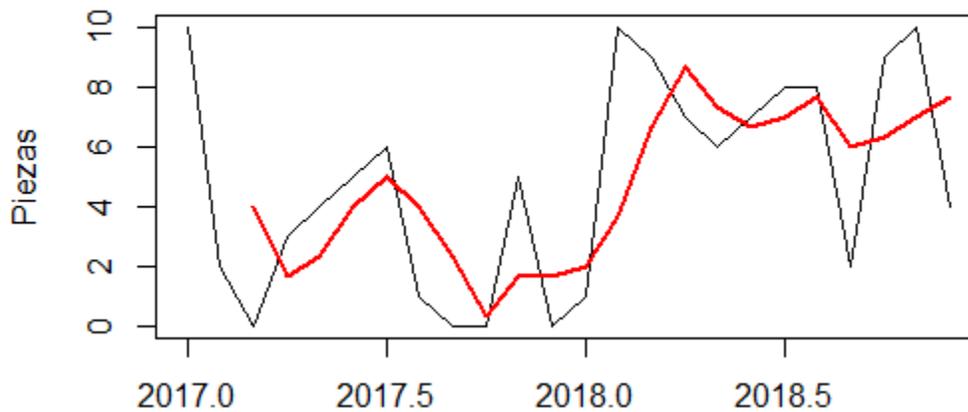


Ilustración 120 Método de promedios móviles de orden 3. Elaboración propia.

Como se puede observar, al aplicar los promedios móviles se pierden los primeros dos datos ya que es de orden 3 y los cambios en la tendencia son más suaves.

Se realiza una descomposición temporal de la serie de tiempo convirtiéndola en serie de frecuencia (observed) y obtiene las series de tendencia, estacionalidad e irregular de una serie temporal a través de medias móviles.

Decomposition of additive time series

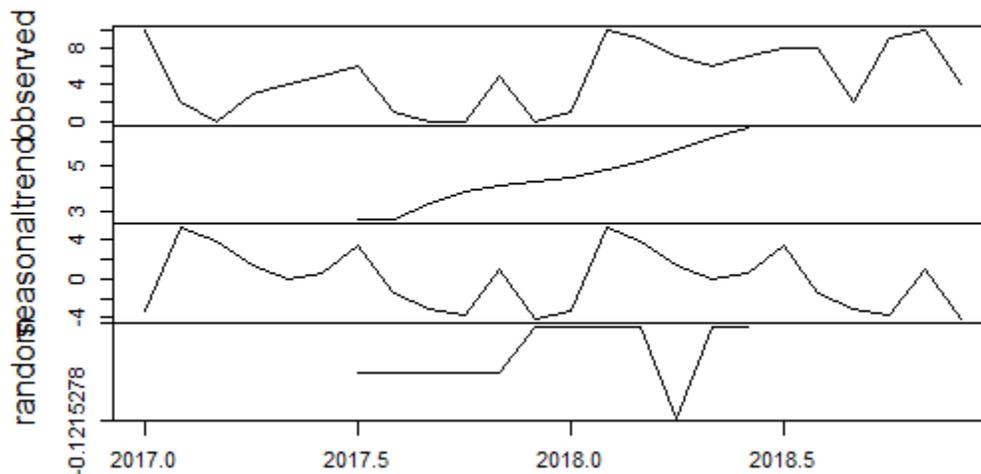


Ilustración 121 Componentes de la serie de tiempo: tendencia, estacionalidad, movimientos irregulares. Elaboración propia

Se puede observar que la tendencia tiene propensión a aumentar, que no hay un patrón que se pueda identificar a simple vista de la estacionalidad y que existen varios valores atípicos.

Holt-Winters filtering

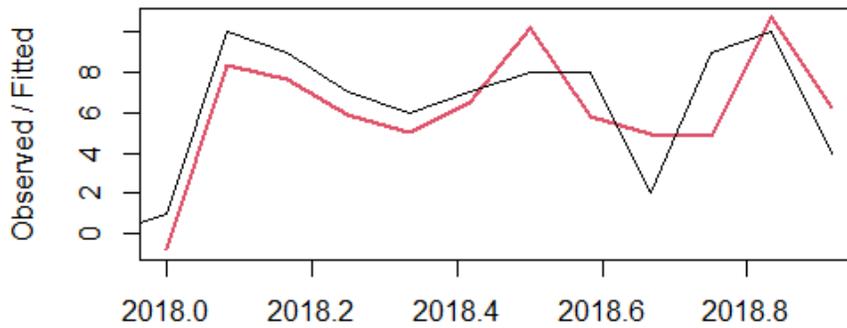


Ilustración 122 Método Holt-Winters aplicado. Elaboración propia.

El MSE es 4.28

Forecasts from HoltWinters

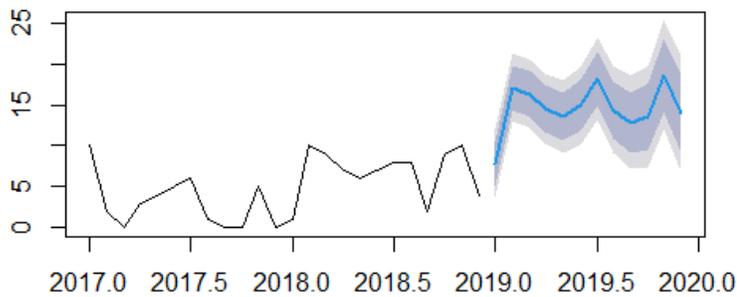


Ilustración 123 Proyección de demanda. Elaboración propia

Este pronóstico indicó que aproximadamente se vendería en 2019:

MES	ENE	FEB	MAR	ABR	MAY	JUN	JUL	AGO	SEP	OCT	NOV	DIC
PZ	7.80	17.08	16.35	14.53	13.60	14.86	18.22	14.35	12.82	13.62	18.58	13.93

La suma de todos los meses nos da un total de 175.74 cajas en el año, que por cuestiones de redondeo se considerara un total de 176 cajas.

Correlograma

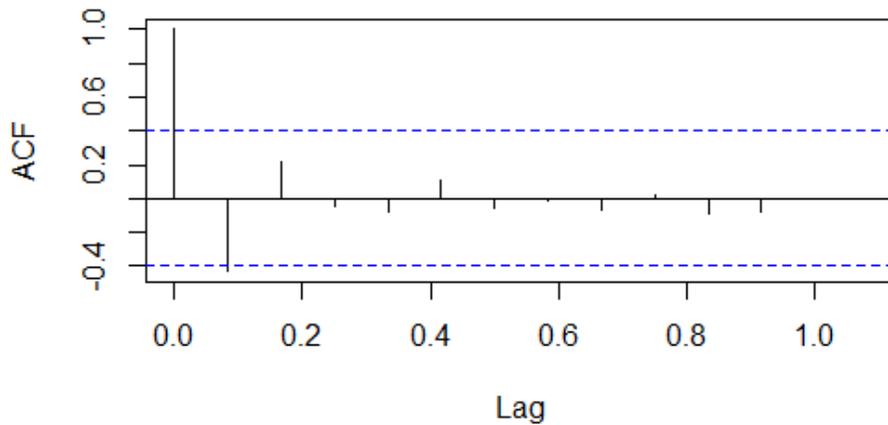


Ilustración 124 Correlograma de los errores de pronóstico. Elaboración propia.

Se puede observar que, los valores de la correlación están dentro de los límites de significación (entre las líneas azules), por lo que se considera que el método es el adecuado.

Para comprobar si hay autocorrelaciones distintas de cero para los errores de previsión de la muestra, llevamos a cabo una prueba de Ljung-Box, lo que nos da como resultado:



Histogram of forecast errors

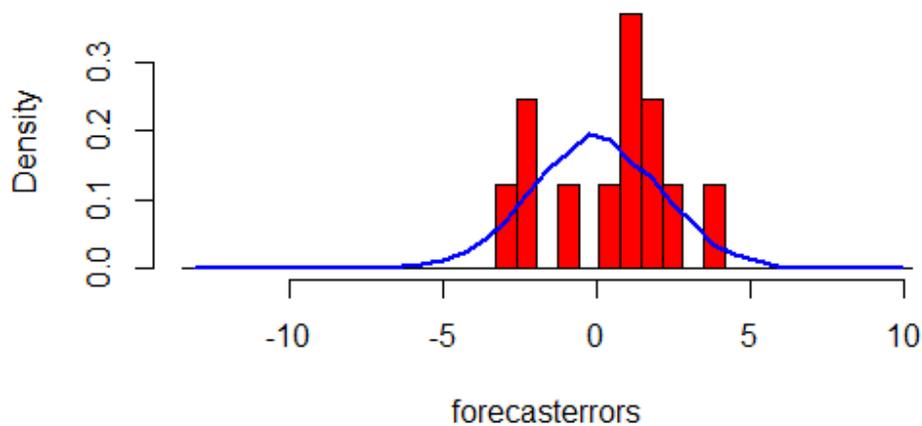


Ilustración 125 Histograma de los errores de pronóstico. Elaboración

En este histograma podemos observar que existen varios valores atípicos pero solo hay un pico, por lo que podemos concluir que tiene una distribución normal y ya que éste se encuentra tan cerca del 0 sabemos que el error de pronóstico está dentro del intervalo de confiabilidad.

Análisis de datos de las ventas de VERIFY VH2O2 Indicador físico

VERIFY VH2 vendido en 2017 y 2018

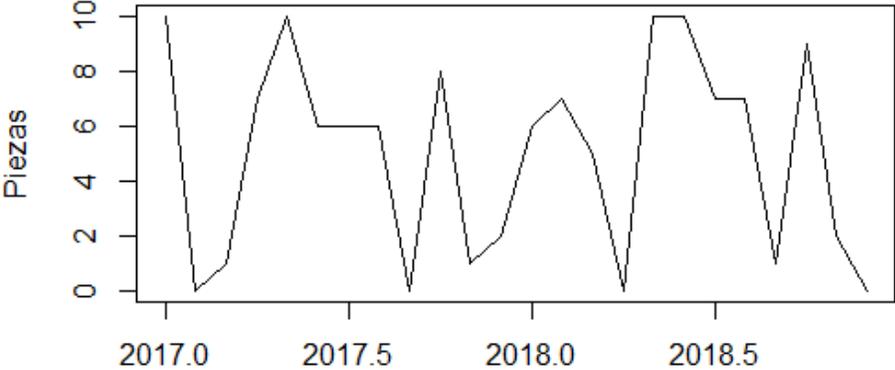


Ilustración 126 Serie de tiempo de las ventas de 2017 y 2018. Elaboración propia

VERIFY VH2 vendido en 2017 y 2018

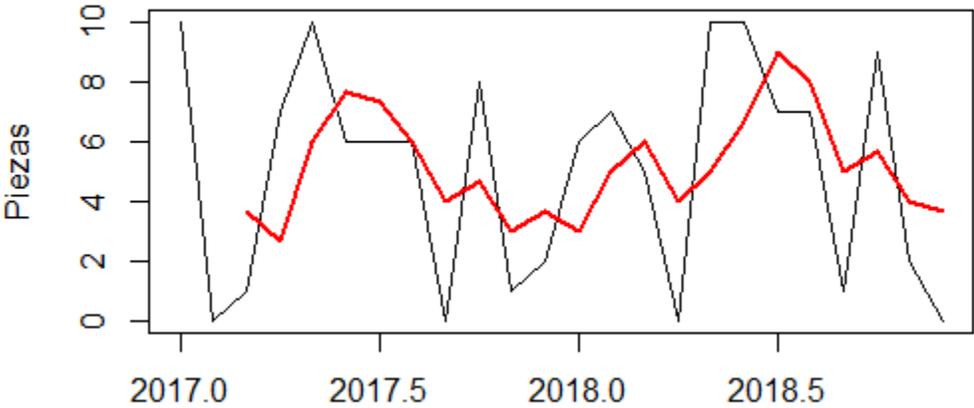


Ilustración 127 Método de promedios móviles de orden 3. Elaboración propia.

Como se puede observar, al aplicar los promedios móviles se pierden los primeros dos datos ya que es de orden 3 y los cambios en la tendencia son más suaves.

Se realiza una descomposición temporal de la serie de tiempo convirtiéndola en serie de frecuencia (observed) y obtiene las series de tendencia, estacionalidad e irregular de una serie temporal a través de medias móviles.

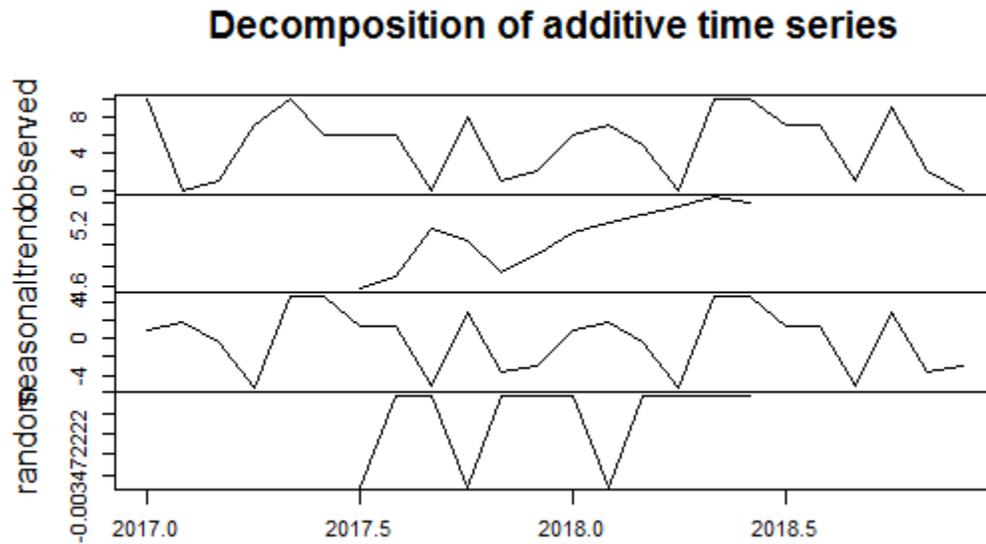


Ilustración 128 Componentes de la serie de tiempo: tendencia, estacionalidad, movimientos irregulares. Elaboración propia

Se puede observar que la tendencia tiene propensión a aumentar, que no hay un patron que se pueda identificar a simple vista de la estacionalidad y que existen varios valores atipicos.

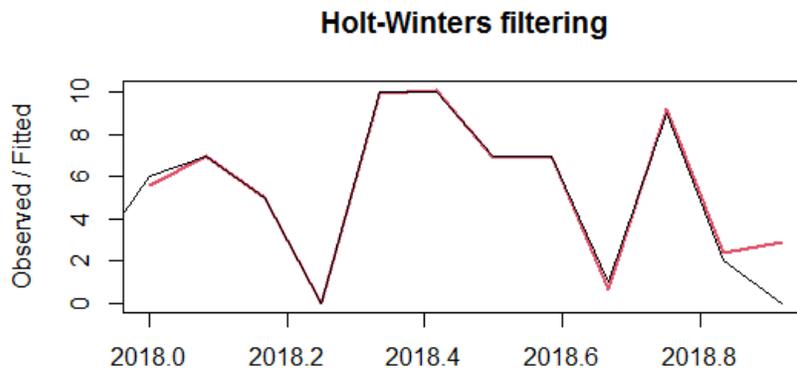


Ilustración 129 Método Holt-Winters aplicado. Elaboración propia.

El MSE es de 0.74

Forecasts from HoltWinters

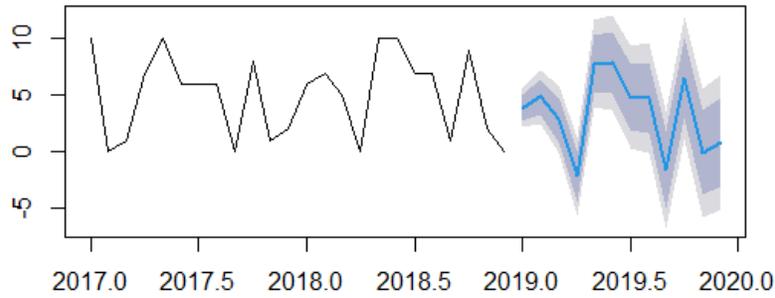


Ilustración 130 Proyección de demanda. Elaboración propia

Este pronóstico indicó que aproximadamente se vendería en 2019:

MES	ENE	FEB	MAR	ABR	MAY	JUN	JUL	AGO	SEP	OCT	NOV	DIC
PZ	3.86	4.84	2.83	-2.17	7.81	7.92	4.82	4.77	-1.61	6.58	-0.05	0.84

Los números negativos se consideran como 0 y la suma de todos los meses nos da un total de 44.27 cajas en el año, que por cuestiones de redondeo se considerara un total de 44 cajas.

Correlograma

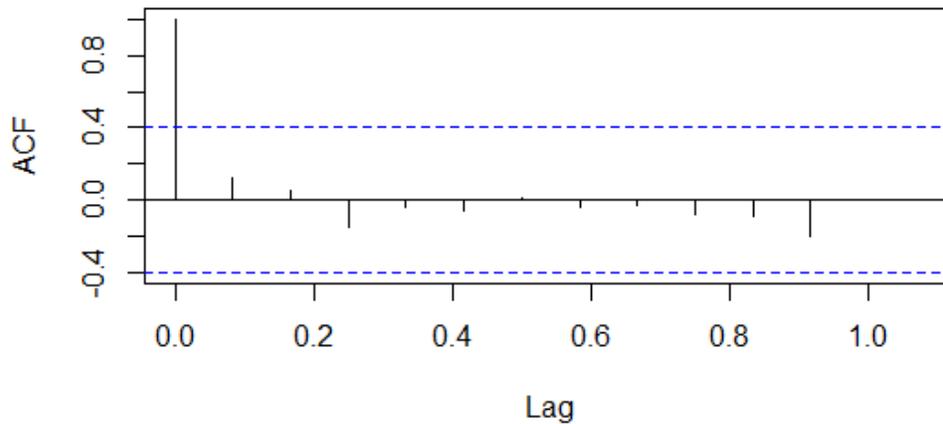


Ilustración 131 Correlograma de los errores de pronóstico. Elaboración propia.

Se puede observar que, los valores de la correlación están dentro de los límites de significación (entre las líneas azules), por lo que se considera que el método es el adecuado.

Para comprobar si hay autocorrelaciones distintas de cero para los errores de previsión de la muestra, llevamos a cabo una prueba de Ljung-Box, lo que nos da como resultado:

X-squared = 0.2177, df = 1, p-value = 0.6408

Histogram of forecasterrors

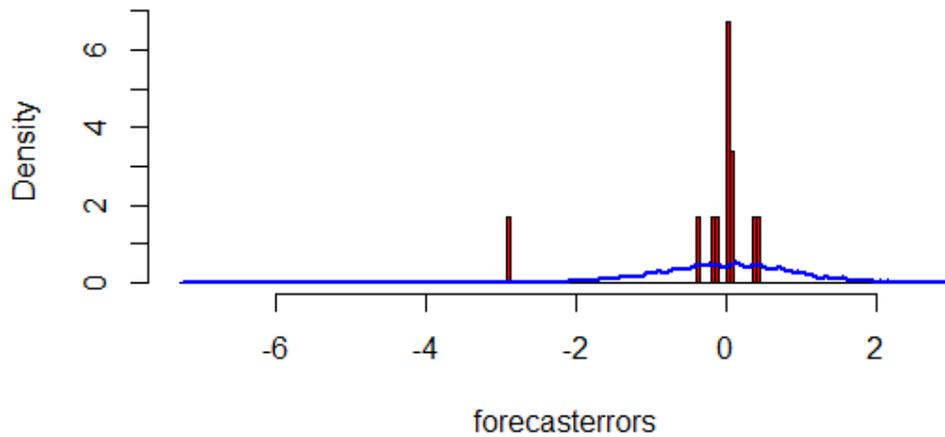


Ilustración 132 Histograma de los errores de pronóstico. Elaboración propia.

En este histograma podemos observar que existen varios valores atípicos pero solo hay un pico, por lo que podemos concluir que tiene una distribución normal y ya que éste se encuentra tan cerca del 0 sabemos que el error de pronóstico está dentro del intervalo de confiabilidad.