



UNIVERSITAT  
POLITÈCNICA  
DE VALÈNCIA

Master Universitario en Ingeniería de Datos Mejora de Procesos y Toma de Decisiones.

Trabajo de Fin de Máster.

# Análisis de la previsión de la demanda en la empresa Roquette Laisa España S.A.

Autor: Genesis Gallo Méndez

Tutor: Prof. Rubén Ruiz García

Valencia, 2020

## Contenido

Resumen.....	5
<b>I Introducción .....</b>	<b>6</b>
1. Objetivo General.....	8
2. Objetivo Especifico.....	8
3. Justificación .....	8
4. Alcance.....	9
5. Limitaciones.....	9
6. Descripción de la empresa.....	9
6.1 Grupo Roquette .....	9
6.2 Roquette Laisa España .....	10
7. Misión y Visión de la empresa.....	12
8. Logística.....	12
9. Cadena de suministro.....	13
10. Control de inventario.....	14
11. Planificación de la capacidad .....	14
12. Planificación de la producción .....	15
13. Previsión de la demanda.....	17
14. Modelos Subjetivos .....	17
14.1 Encuestas de mercado.....	18
14.2 Pronósticos Delphi o consenso de panel.....	18
14.3 Valoración o juicio informado.....	18
15. Métodos cuantitativos: .....	18
15.1 Modelos de entrada-salida.....	19
15.2 Modelos de simulación .....	19
15.3 Regresión.....	19
16. Series de tiempo.....	19
16.1 Ajuste de tendencias mediante regresión lineal .....	20
16.2 Método exponencial simple .....	21
16.3 Método de Holt.....	21
16.4 Modelo Holt-Winters.....	22
16.5 Metodología Box-Jenkins .....	22
17. Plan Maestro de Producción.....	23
18. Planificación de las Necesidades de Materiales .....	24
19. Planificación de las Necesidades de Materiales II (MRP).....	25

<b>II Metodología</b> .....	26
1. Estudio de datos anómalos.....	27
2. Estudio de la serie temporal .....	29
3. Realización del modelo predictivo .....	29
4. Comparación entre modelos.....	32
5. Validación del modelo.....	35
6. Predicción de compra .....	36
<b>III Resultados</b> .....	37
1. Estudio de datos anómalos.....	38
2. Estudio de la serie temporal .....	40
3. Realización del modelo predictivo .....	42
3.1. Suavizado exponencial simple .....	43
3.2. Holt.....	46
3.3. Medias móviles (14) .....	50
3.4. Medias móviles (7) .....	53
3.5. Medias móviles (4) .....	56
3.6. Medias móviles (2) .....	60
<b>IV Selección del Modelo</b> .....	64
1. Comparación de modelos .....	65
2. Selección del modelo.....	66
<b>V Validación del Modelo</b> .....	68
1. Análisis de los residuos .....	69
2. Media y varianza constante .....	69
3. Aleatoriedad de los residuos .....	71
4. Distribución de los residuos .....	72
<b>VI Predicciones por día</b> .....	74
<b>VII Conclusión y Trabajos futuros</b> .....	88
<b>VIII Anexos</b> .....	90
Bisulfito sódico .....	91
1. Resultados Statgraphics.....	92
1.1 Base de datos crudos sin agrupar .....	92
1.2 Datos crudos agrupados por semana .....	98
1.3 Agrupados por mes.....	104
1.4 Base de datos filtrada sin agrupar .....	110
1.5 Agrupado por semana .....	116

1.6 Agrupada por mes.....	122
Sosa caustica.....	128
1. Comparación de modelos .....	129
2. Resultados de Statagraphics.....	130
3. Validación del modelo.....	131
3.1. Análisis de los residuos .....	131
3.2. Media y varianza constante .....	132
3.3. Aleatoriedad de los residuos .....	132
3.4. Distribución de los residuos .....	133
4. Predicciones por día .....	135
Ácido clorhídrico .....	142
1. Comparación de modelos .....	143
2. Resultados Statgraphics.....	144
3. Validación del modelo.....	145
3.1. Análisis de los residuos .....	145
3.2. Media y varianza constante .....	146
3.3. Aleatoriedad de los residuos .....	146
3.4. Distribución de los residuos .....	147
4. Predicciones por día .....	149
Bibliografía.....	157

## Resumen

El presente trabajo se refiere a un análisis real de la gestión de aprovisionamiento de la empresa Roquette Laisa España, el cual busca como objetivo la implementación de una planificación de compra para las materias primas: Ácido clorhídrico, Bisulfito Sódico y Sosa Cáustica; las cuales son de suma importancia en la producción ya que la ausencia de ellas cuando son requeridas ocasionan una parada en la factoría.

El estudio se realizó a partir de comienzos del año 2015 hasta finales del 2018, los cuales fueron utilizados para la elaboración del modelo y el año 2019 utilizado para la predicción. Con una disposición de datos de manera original y de manera filtrada (sin consumos anómalos) agrupados en semanas y meses y sin agrupar.

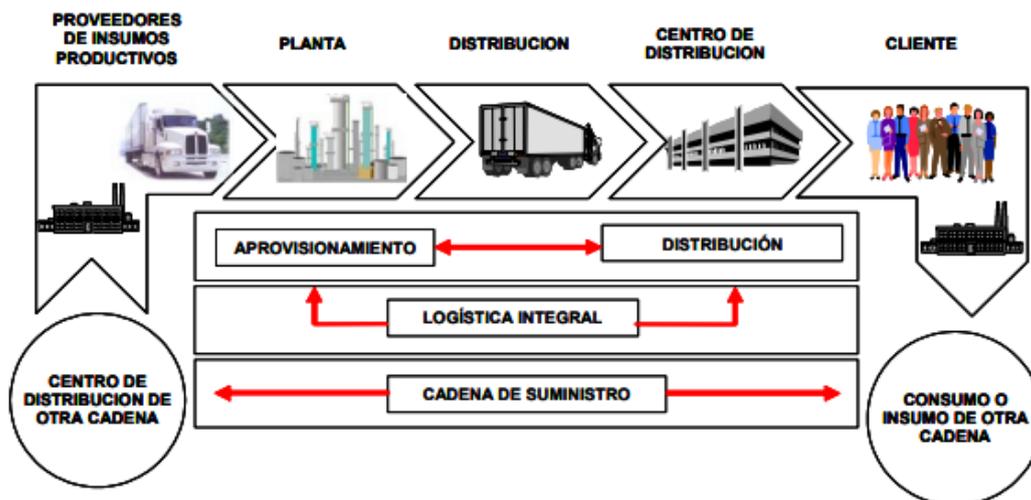
Se logra mejorar la predicción actual de compra en un 66%, 65% y 60%, mediante la implementación de los modelos: Holt con alpha de 0.707 y beta de 0.026, Holt con alpha de 0.63 y beta de 0.03 y medias móviles (4) para el bisulfito, ácido clorhídrico y sosa caustica respectivamente, disponiendo de los datos filtrados y agrupados en meses para los tres modelos.

# I Introducción

La gestión del aprovisionamiento es uno de los mayores problemas que se plantean en una empresa, entendiéndose por gestión de aprovisionamiento el suministro a los sectores que forman parte de la cadena de transformación de la materia prima a producto, con la finalidad de asegurar el cumplimiento de la producción en tiempo y forma. (Ayala, 2016).

Esta gestión se debe de llevar a cabo de la manera más eficiente posible ya que de ella depende el buen funcionamiento de la empresa, recordando que está ligada a restricciones como lapsos de espera para la entrega de suministro, pautadas a la hora de la contratación con el proveedor, costos adicionales por el suministro de materia prima en condiciones particulares, capacidad de stock, tiempo de descarga de la materia prima, entre otras.

La cadena de suministro se genera del hecho de coordinar de manera sistemática y estratégica las funciones tradicionales de negocio a lo largo de toda la cadena de aprovisionamiento de una empresa, con el propósito de mejorar el rendimiento tanto de cada unidad de negocio como de la cadena global. (Echeverría, 2012) integrando todos estos flujos, planeando y controlando eficientemente los mismos con rentabilidad y cumplimentando las demandas del consumidor final.



**Figura 1, Configuración de la ceda de suministro (“Supply Chain”) Fuente: (Sánchez J. E., 2002) Marco conceptual de la cadena de suministro: un nuevo enfoque logístico.**

La Figura 1 muestra la integración entre proveedores, distribuidores, vendedores y fabrica, colocando los requerimientos de insumo y/o productos en cada sector que conforma la cadena, en tiempo y forma, para satisfacer los requerimientos de la demanda.

## 1. Objetivo General

- Es por ello que surge el objetivo de este estudio, encontrar un modelo de planificación para el suministro de materia prima, el cual aporte información necesaria para hacer una estimación precisa de las compras necesarias que garanticen el cumplimiento de la demanda.

## 2. Objetivo Especifico

- Mediante técnicas de previsión, ajustar un modelo predictivo para la planificación de compra de Ácido clorhídrico, Bisulfito Sódico y Sosa Cáustica.
- Mejorar la predicción actual del sector de aprovisionamiento.

## 3. Justificación

En la empresa Roquette Laisa España actualmente la gestión de aprovisionamiento se está llevando a cabo de una manera manual, debido a la falta de alineamiento entre los datos imputados en SAP por los operarios en producción sobre el consumo de la materia prima, los cuales son convertidos a datos salientes en el departamento de compras para ayudar a controlar los niveles de stock y poder programar las compras necesarias; dicha alimentación de datos al sistema SAP por parte del operario se realiza de manera sesgada, ya que los registros de consumo diarios declarados en el sistema no son corregidos, es decir, luego de declarado el consumo este no se ve ajustado con las novedades ocurridas en la fabricación, en donde dichas novedades son de elevada recurrencia y producen un consumo menor o superior al esperado. Lo que conlleva a un sesgo en la información disponible para realizar el aprovisionamiento de la misma.

Al no tener el soporte de SAP actualizado para estos consumos, el departamento de compras tiene que recurrir a inspecciones visuales diarias para controlar los niveles de stock, lo cual es eficaz mas no eficiente, generando trabajo extra, requiriendo mayor tiempo para la realización de los cálculos de estimaciones de las compras. Además, se tiene que contemplar el hecho de que se está expuesto a cometer errores de conteo y/o de estimación de la cantidad a comprar.

Una vez controlados los niveles de stock, por diferencia entre el stock anterior y el actual, se calcula la demanda del día anterior para dicha materia prima por el departamento de producción, en donde si se compara las declaraciones diarias

de consumo encontradas en SAP con las calculadas por el departamento de compras, se encuentran discrepancias en más de un 20%; las demandas estimadas son utilizadas para crear una media móvil promediada de 14 días, la cual sirve como previsión del consumo futuro y base para la decisión de aprovisionamiento.

#### 4. Alcance

- Para la realización del modelo de previsión se ha considerado la empresa Roquette Laisa España, ubicada en la población de Benifaió, Valencia.
- El sistema aplica para la función de aprovisionamiento, el cual forma parte del departamento de compras.
- El ámbito de aplicación de este trabajo es orientado a las tres materias primas químicas críticas de la producción de azúcares y almidón (ácido clorhídrico, bisulfito y sosa cáustica).

#### 5. Limitaciones

- Se cuenta con una base de datos creada y modificada por el aprovisionador, lo cual acarrea problemas con el análisis ya que son datos que no representan en totalidad la realidad del proceso. Viéndose enmascarados muchos comportamientos del consumo de la materia prima por alteraciones de su valor para un instante de tiempo determinado.

#### 6. Descripción de la empresa

##### 6.1 Grupo Roquette

En 1933 fue fundada en Europa la empresa Roquette Frères, S.A., siendo actualmente ésta la matriz del grupo Roquette, líder mundial en ingredientes de origen vegetales. Es el principal productor de glucosa, dextrosa, almidones, polialcoholes y maltodextrinas, referente internacional en la producción de almidones y glucosas provenientes del maíz, trigo y patata.

Cuenta con 10 fábricas y 9 oficinas comerciales tan solo en el continente europeo, ubicadas en Francia, España, Reino Unido, Rumanía, Italia, Alemania, Dinamarca, Finlandia y Rusia; fuera de Europa se organiza en 6 fábricas y 15 oficinas comerciales, ubicadas en China, India, Corea del Sur, Malasia, Indonesia, Tailandia, Vietnam, Japón, Taiwán, Filipinas, Estados Unidos, Turquía, México y Brasil.



**Figura 2. Ubicación a nivel mundial de las filiales del grupo Roquette Frères, S.A. Fuente: <https://www.roquette.com/our-locations-map>**

Elaborando más de 400 productos diferentes distribuidos en Europa, América Latina, Oriente Medio y el Norte de África.

## 6.2 Roquette Laisa España

Fue creada en el año 1949 con el nombre de Levantina Agrícola Industrial, S.A, ubicada en Benifaió, no es sino hasta el año 1993 que cambia la denominación a Roquette Laisa España, S.A y pasa a ser filial del Grupo Roquette Frères, S.A.

Actualmente una de las 5 primeras empresas del sector alimentario en la comunidad de Valencia, especializada en el procesamiento de maíz, su única materia prima certificada por el título Bureau Veritas como maíz no transgénico, el cual es transformado para la obtención de almidones, glucosas y diversos derivados, siendo aplicables a:

Alimentación humana:

- Confitería
- Bebidas
- Mermeladas
- Congelados
- Entre otros

## Papel-Cartón ondulado

### Aplicación industrial:

- Fermentaciones
- Química
- Detergentes
- Textil, etc.

### Farmacia-Cosmética:

- Soluciones inyectables
- Excipientes
- Pastas dentífricas, etc.

### Alimento animal:

- Piensos
- Alimentos animales.

Siendo los principales productos elaborados en la planta de Benifaió, con una producción estimada de 255.500 toneladas de almidón al año:

- Almidones
- Almidones modificados
- Jarabes de glucosa
- Isoglucosa
- Dextrosa
- Aceite
- Germen de Maíz

La empresa realiza un proceso productivo continuo, estando activa las 24 horas los 7 días de la semana, parando la producción los días 1 de enero, 19 de marzo, primer día de pascua, 1 de mayo, fiesta local (agosto) y año nuevo. Contando con una plantilla de 213 empleados y alrededor de unas 150 de personal externo.

Las inmediaciones de la fábrica se pueden estimar en 165.000 m<sup>2</sup> utilizados 68.000 m<sup>2</sup>, siendo el restante terreno para futuras ampliaciones. Cuentan con laboratorios de calidad propios, sistemas de depuración de vertidos y generación eléctrica, garantizando que todo lo que salga de la planta, bien sea producto o emisiones, sean totalmente limpias y sin ninguna repercusión sobre el cliente o el medio ambiente.

Roquette Laisa España cuenta con un sistema de Calidad según normas ISO 9002 certificada en enero del 96, cambiando el modelo a ISO 9001 en el año 2001, asegurando así a sus clientes la producción, la instalación y el servicio de post venta.

Al igual que se plantea consciente del medio ambiente, siendo los puntos básicos de la política medioambiental:

- Cumplimiento de la reglamentación
- Utilización de nuevas tecnologías para promover la preservación del medio ambiente, proceso ligado a la economía de la empresa
- Cumplimiento del compromiso en la mejora continua, controlando los parámetros de control medio ambiental
- Reducción de desechos, valorización de subproductos generados a lo largo de la cadena de producción
- Prevención y gestión de riesgos mayores. (Roquette Laiza España).

## 7. Misión y Visión de la empresa

La empresa trabaja orientada bajo los siguientes propósitos:

“Servir a mujeres y hombres transformando las materias primas vegetales, dentro de una lógica de desarrollo sostenible, en productos destinados a la alimentación, a la salud y a los bienes de consumo y de equipo”.

“Roquette, actor líder en la obtención de productos resultantes de bio refinerías”.

## 8. Logística

Actualmente es de suma importancia para las empresas adoptar un sistema flexible interno que les permita aumentar la integración de clientes y proveedores a lo largo de la cadena de suministro con la finalidad de aumentar en gran medida la eficiencia y ganar competitividad en el mercado, es por ello que surge la evolución del concepto de logística (Martínez, 2011)

Es un proceso que incluye la implementación y planificación eficiente y efectiva de todas las actividades que impactan en la elaboración de bienes y servicios dirigidos al cliente, a lo largo de la cadena, partiendo del punto de fuente de materia prima hasta los clientes, con el propósito de cumplir las demandas del mercado.

Gestionando tanto flujos de productos como de información, con el objetivo de brindar al cliente servicios de mayor calidad al menor coste total, aumentando las ventas competitivas e incrementando los beneficios generados por la comercialización y producción de los bienes y/o servicios (García, 2016). Siendo este proceso solo una parte de la gestión de la cadena de suministro.

Para alcanzar dichas metas se establecen dos dimensiones de la logística, la interna y la externa, donde la logística interna se encarga de la gestión de flujos en el interior de la empresa bajo el objetivo de la logística integral, asegurándose de que todas las funciones y procesos al interno estén de forma coordinada e integrada, por lo que requiere de intercambio continuo de información entre los sectores que forman la empresa. Por otro lado, la logística externa se encarga de los flujos desde y hacia la empresa con el resto de los eslabones que forman la cadena de suministro (Urzelai, 2013).

## 9. Cadena de suministro

Se introdujo inicialmente a principio de los ochenta, por acción de los consultores, de allí han sido los académicos los que han intentado dar estructura a través de investigaciones (Sánchez J. , 2002). En donde el concepto redefinió la cobertura de acción de la logística otorgándole una visión amplia de la cadena de abastecimiento, en donde la diferencia principal es que las áreas anexas son incorporadas en la cadena de suministro (Christopher, 2016)

Es una estrategia global encargada de gestionar el conjunto de organizaciones e individuos involucrados en el flujo y transformación de productos provenientes de materias primas dirigidos al consumidor final. Coordinando de manera sistemática y estratégica las funciones tradicionales de negocio a lo largo de toda la cadena de aprovisionamiento de una empresa, con el propósito de mejorar el rendimiento tanto de cada unidad de negocio como de la cadena global (Echeverria, 2012).

Es acá donde surge el objetivo de La Cadena de suministro, la cual busca integrar todos estos flujos planeando y controlando eficientemente los mismos con rentabilidad y cumplimentando las demandas del consumidor final. Apoyándose en diferentes herramientas que facilitan la gestión, tales como:

Sistemas y tecnologías de información

- Intercambio electrónico de datos
- MRP y MRPII (Material Requirement Planning)
- Soluciones ERP (Enterprise Resources Planing)
- Sistemas para la administración de la cadena de suministros (SCM)

## Relaciones de colaboración en la cadena de suministros

- Respuesta eficiente al consumidor
- Administración de las relaciones del cliente

## Tercerización

### 10. Control de inventario

La gestión de inventario es fundamental ya que ella registra las cantidades de material que posee la empresa, de esto dependerá las etapas de abastecimiento y en el desarrollo de la demanda, es por ello que los inventarios tanto de procesos como de producto final son el inicio para la toma de decisiones estratégicas en una empresa (Rodríguez, 2015)

El método del ABC consiste en la clasificación de los productos según su volumen de impacto esperado ya sea venta, inventario o costos en orden descendente y se calcula el porcentaje acumulado con respecto al esperado total. En donde, basándonos en el principio de Pareto (80/20) se clasificarán (Antero, 2013):

Clase A: producto o materiales que representan el 80% del stock y 20% del total de artículos

Clase B: producto o materiales que representan el 15% del stock y 30% del total de artículos

Clase C: producto o materiales que representan el 5% del stock y 60% del total de artículos

### 11. Planificación de la capacidad

Entiéndase por capacidad la cantidad de producción que la empresa es capaz de fabricar durante un tiempo específico, por lo que planificar la capacidad es de suma importancia ya que sirve para puntualizar en que momentos se requiere más, como y donde debe de estar organizada las instalaciones. Nos da una vista a largo plazo de las necesidades de capacidad de la planta, se puede mencionar tres tipos (Pinto, 2017):

Capacidad Media: Es la capacidad máxima disponible de una instalación.

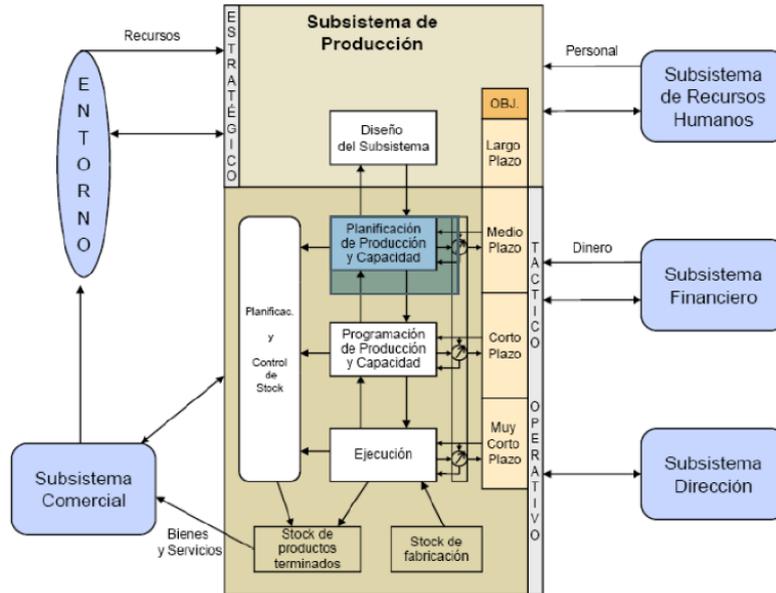
**Capacidad Proyectada:** Es la capacidad máxima esperada trabajando en condiciones ideales.

**Capacidad Efectiva:** Es la capacidad a la que apunta llegar la empresa según sus recursos actuales.

## 12. Planificación de la producción

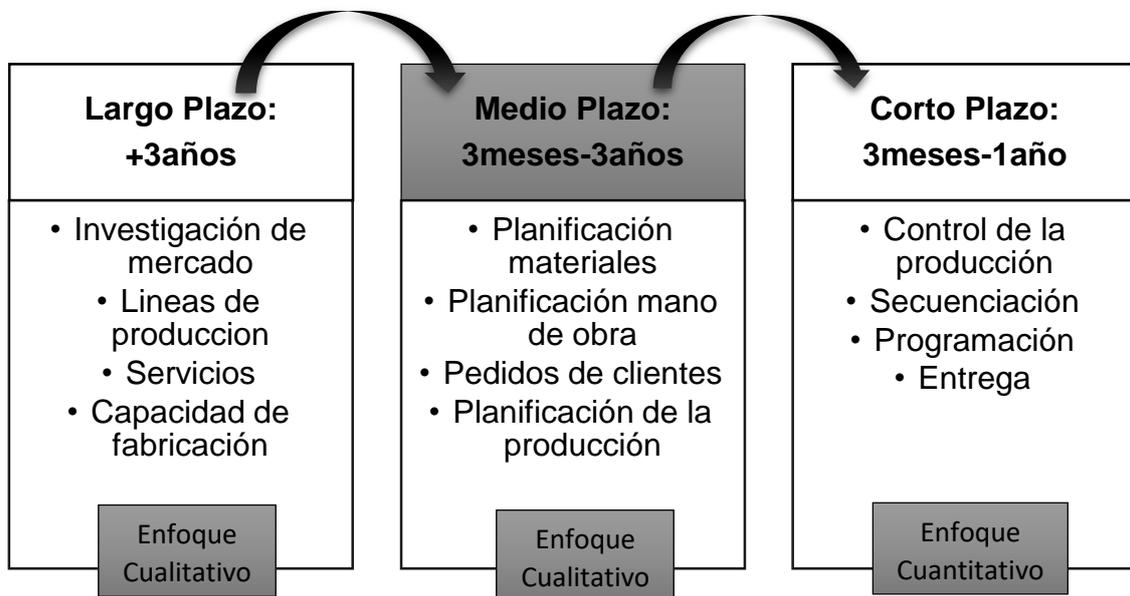
Recordando que la industria a lo largo de la historia ha evolucionado de acuerdo al ambiente socio-económico en que ocurrieron; inicialmente la fabricación giraba en torno a unos diseños específicos de producción dirigidos a un determinado consumidor, luego de la revolución industrial esto dio un cambio, en donde permitió la fabricación en serie de productos diseñados para un determinado mercado, basándose en la masificación de la producción para abaratar los costos del producto fabricado (Tejero, 2016), luego al pasar del tiempo surgió el concepto de Calidad, que favorecía a las empresas para ganar posición como competidor en el mercado; donde productos de mayor calidad a menor costo son el objetivo a alcanzar de las empresas actuales.

En donde se destaca el concepto de procesos de producción, el cual hace referencia al conjunto de actividades en el cual factores productivos se transforman en productos, con el objetivo de encontrar un aumento económico con dicha transformación, es decir, que el producto final contenga mayor valor que la materia prima, aumentando su potencial para satisfacer las exigencias del mercado. (Mayorga, 2015), es por ello que surge la necesidad de planificar la producción, para asegurar que los recursos consumidos a lo largo de dicha transformación estén controlados y sean los requeridos obteniendo así los costos, tiempos y rendimientos de proceso óptimos.



**Figura 3. Sistema de planificación de la producción. Fuente: (Vicens, 1999).**

En la figura 3 hace referencia al sistema de planificación, en el cual, para el presente trabajo nos limitaremos en la planificación de producción y capacidad.



**Figura 4. Ubicación de la planificación según el plazo de la decisión, Fuente: Elaboración propia.**

Se establece un diseño para la aplicación y coordinación de información que permita mejorar los procesos de compra, manufactura y pedidos, en donde la información tiene que ser compartida con todos los integrantes de la cadena de suministro (Arredondo, 2017). Como se puede observar en la figura 4 la producción se planifica en tres horizontes temporales, donde la planificación a largo plazo se enfoca en la toma de decisiones que influyen sobre la capacidad de la empresa, la planificación a mediano plazo se centra en ajustes de la producción y la de corto plazo se encarga del estado actual de los recursos con el objetivo de optimizarlos

### 13. Previsión de la demanda

Predecir la demanda de producto es de suma importancia a nivel empresarial ya que permite realizar una acertada toma de decisiones respecto suministros de materia prima, planificación de la producción y distribución de productos; lo que impacta directamente en términos de coste y eficiencia sobre los resultados operativos, por lo que la clave del margen de beneficio recae en anticiparse a la demanda para garantizar ventas fiables y de calidad (Giménez, 2018).

Es por ello que se hace uso de técnicas de analítica avanzada para realizar dichas previsiones.

La estimación de valores futuros basándose en la información de los datos de experiencias pasadas, surge con la necesidad de proyectar de manera estructurada el comportamiento de un valor a lo largo del tiempo. Se pueden gestionar de dos maneras, la primera son modelos agregados a largo plazo los cuales tienen como finalidad la planificación de la proyección de necesidades como la estimación de la demanda general, el desarrollo de planes estratégicos de compra a largo plazo. La otra alternativa son los pronósticos a corto plazo, utilizados para la gestión de lanzamientos de producción a contra pedido; Siempre teniendo en consideración que las previsiones no son una predicción, son una estimación o proyección hacia el futuro en la cual por muy precisa que pueda ser, en ella siempre estará presente un porcentaje de error, siendo las de mayor precisión aquellas que se realizan para periodos cortos.

Pudiéndose agrupar las técnicas de previsión en dos grandes grupos:

- Modelos subjetivos
- Modelos cuantitativos
- Series temporales

### 14. Modelos Subjetivos

Se basan en opiniones e intuición previa, no tienen una estructura analítica bien definida, la cual está sujeta a un grado de subjetividad, pero proporcionan

rapidez a la hora de tomar decisiones. Estos métodos incluyen encuestas de mercado, Delphi, valoración informada y analogías por ciclos de vida:

#### 14.1 Encuestas de mercado

Son encuestas en donde se solicita la opinión del consumidor acerca de los productos ofertados o posibles a demandar por los mismo. Si se realiza de una manera bien estructurada y contemplando un porcentaje representativo de la población, este método suele ser muy efectivo, aunque caras y largos tiempos de aplicación. Teniendo mayor impacto aquellas encuestas personales, en donde exista un contacto entre el entrevistador y el entrevistado (Sanz, 2015)

#### 14.2 Pronósticos Delphi o consenso de panel

Ambos métodos se basan en un panel de expertos que analizan el problema en cuestión, su desarrollo tiene que aportar el anonimato, estableciendo la resolución del problema a través del *feedback* entre los miembros del panel de expertos. Con la única diferencia de que el consenso de panel busca un único pronóstico integrado y Delphi busca que cada experto busque un pronóstico individual. Estos métodos tienden a ser bastante costosos ya que se trabaja con un panel de experto, y dependerá el precio de la cantidad de miembros que se requiera (Gómez, 2018).

#### 14.3 Valoración o juicio informado

Es el método mayormente utilizado y consiste en que cada departamento de ventas realiza sus proyecciones individuales para cierto periodo futuro de cada área y posteriormente estas se integran para realizar la proyección de ventas global para la compañía, el cual presenta mucha imprecisión a la hora de la estimación.

### 15. Métodos cuantitativos:

Se basan en algoritmos matemáticos para la obtención de los valores, en donde se busca que tengan en el tiempo una recopilación amplia, para así poder tener datos fiables de su comportamiento pasado.

Según el criterio de causalidad, los enfoques pueden ser de enfoque causal o no causal:

En el enfoque causal la variable a estimar es el resultado de determinadas causas. Partiendo del supuesto de que la variable causal puede ser medida de manera precisa. Este método se utiliza comúnmente en mercados o industrias completas. Algunos de los enfoques más utilizados son:

## 15.1 Modelos de entrada-salida

Demuestra el cambio que existe entre unas partes de un sistema cuando son modificadas una porción de ese sistema, analizan el flujo de bienes y servicios a través de la economía completa de la empresa (Millán, 2019). Su utilidad se asemeja a los modelos econométricos, con la diferencia que en los modelos econométricos se realizan análisis estadísticos de varios sectores de la economía (Rondón, 2017).

## 15.2 Modelos de simulación

Se basan en el análisis de hipótesis para modelar un sistema real con la finalidad de comprender el comportamiento del mismo, proporcionando la posibilidad de evaluar nuevas estrategias mediante el uso de equipos y algoritmos matemáticos. Una de las ventajas de estos modelos es que no requieren incluir todos los detalles para poder ponerlos en funcionamiento, lo que permite que en el proceso de construcción del modelo se pueda ir refinando el mismo hasta conseguir la mejor versión (Grande, 2010).

## 15.3 Regresión

Es la representación, mediante un modelo lógico-matemático, de la relación entre las variables independientes y la variable dependiente de un sistema, basado en el supuesto de causalidad. Siendo este el modelo más conocido entre todos los posibles modelos predictivos es la, representada por la ecuación de una línea recta (Rodrigo, 2010):

$$\hat{Y} = \beta_0 + \beta_1 \cdot X_1 + \beta_2 \cdot X_2 + \dots + \beta_n \cdot X_n + e$$

Donde:

$\beta_0$  y  $\beta_1$  Son denominadas el origen y la pendiente del modelo.

$e$  Es el error de la estimación

Si bien, otras opciones a tener en cuenta son la Regresión Logística (cuando la variable respuesta es categórica) y el modelo de Poisson (cuando la variable respuesta es cuantitativa y sigue una distribución muy asimétrica), entre otros.

Enfoque no causal se determina la tendencia evolutiva de la variable a estimar, mediante la proyección hacia el futuro de los datos históricos.

## 16. Series de tiempo

Basada en el supuesto de que los datos históricos siguen cierto patrón, el cual puede ser analizado y utilizado para proyecciones futuras suponiendo que el

patrón se mantiene aproximadamente, intentando captar de manera matemática los patrones subyacentes, en el cual la única variable independiente es el tiempo.

Los patrones que se busca capturar son:

Tendencia ( $b_t$ ): Es el cambio de la media a largo plazo, véase figura 5, se dice que una serie de tiempo tiene tendencia aditiva cuando sufre una evolución a través del tiempo de forma constante (López, 2017)

Estacionalidad ( $S_t$ ): Es la existencia de un patrón relativo al tiempo en periodos cortos que no superen el año, véase figura 5, donde los comportamientos en plazos superiores al año son recogidos en la componente cíclica y el comportamiento producido por movimientos al azar de las variables van a la componente aleatoria o irregular (Ortiz, 2014).



**Figura 5. Tendencia y componente estacional de una serie temporal. Fuente: Elaboración Propia.**

## 16.1 Ajuste de tendencias mediante regresión lineal

Si se supone que la tendencia es una función sencilla, es decir una recta, vendrá dada por la siguiente ecuación,

$$T_t = a + bt$$

Donde

$a$  y  $b$  Son constantes a determinar, se puede utilizar la regresión lineal para realizar dicha estimación, por lo que la componente irregular vendrá dada por,

$$I_t = X_t - \hat{a} - \hat{b}t$$

Recordando que la componente irregular es aquel componente que recoge todas aquellas alteraciones de la serie que son pequeñas en incidencia y sin tendencia reconocible ni pautas periódicas, a lo cual también es llamado ruido (Mesa, 2018).

En algunos casos no se logra ajustar la tendencia mediante una línea recta, lo que recomienda utilizar un polinomio o una curva para el ajuste. En los casos reales es muy poco común al igual que las polinómicas (Pérez, 2010).

## 16.2 Método exponencial simple

Un método ponderado que ajusta la tendencia de la serie resolviendo las limitaciones del modelo con tendencia determinista, con un grado elevado de precisión que reacciona ante cambios recientes (Chatfield, 2016)

$$F_{t+1} = \alpha D_t + (1 - \alpha)F_t$$

Donde:

$F_{t+1}$  Es la predicción del próximo periodo.

$D_t$  Es la actual demanda para el presente periodo.

$F_t$  Predicción para el presente periodo previamente determinada.

$\alpha$  Es el factor ponderación, constante de suavizado [0,1].

## 16.3 Método de Holt

Este modelo es ideal para series de tiempo con tendencia lineal y sin componente estacional, consiste en un alisado exponencial doble con ajuste automático de tendencia; pretende identificar la tendencia de la serie de un modo tal que pueda variar a lo largo del tiempo, produciéndose un ajuste del modelo. Uno de los requerimientos del modelo es la definición de los valores iniciales de  $S_t$  y  $b_t$ , en donde es muy utilizado la especificación por defecto (Castro, 2010):

$$Z_{t+m} = S_t + mb_t$$

Donde,

$Z_{t+m}$  es la previsión obtenida para el instante  $t + m$  desde  $t$ .

$S_t = \alpha \frac{Z_t}{E_{t-s}} + (1 - \alpha)(S_{t-1} + b_{t-1})$  Factor de nivel ( $\alpha$ ).

$$b_t = \beta(S_t - S_{t-1}) + (1 - \beta) b_{t-1} \text{ Factor de Tendencia } (\beta).$$

Valores iniciales:

$$S_t = D_1$$

$$b_t = 0$$

Siendo  $D_1$  el valor de la demanda con la que se inicia la serie temporal.

Ninguno de los métodos mencionados es capaz de ajustar el componente estacional de la serie.

## 16.4 Modelo Holt-Winters

Es un método adecuado cuando la serie temporal presenta tendencia y componente estacional. (Ortiz, 2014)

En este método la variable alisada, que denominaremos  $Z_{t+m}$  viene dada por:

$$Z_{t+m} = (S_t + m \cdot b_t) E_{t+m}$$

Donde,

$Z_{t+m}$  es la previsión obtenida para el instante  $t + m$  desde  $t$ .

$$S_t = \alpha \frac{Z_t}{E_{t-s}} + (1 - \alpha)(S_{t-1} + b_{t-1}) \text{ Factor de nivel } (\alpha).$$

$$b_t = \beta(S_t - S_{t-1}) + (1 - \beta) b_{t-1} \text{ Factor de Tendencia } (\beta).$$

$$S_t = \gamma \frac{Z_t}{S_t} + (1 - \gamma)(1 - \gamma) E_{t-s} \text{ Factor Estacional } (\gamma).$$

## 16.5 Metodología Box-Jenkins

El análisis en el dominio del tiempo se basa en la estructura de la correlación de los procesos estocásticos estacionarios. Box y Jenkins (1970) desarrollaron una clase de modelos lineales conocidos como autorregresivos integrados de medias móviles (ARIMA) para tratar de modelizar y predecir series estacionarias o no estacionarias a las que se les ha eliminado la tendencia y la estacionalidad. Esta metodología también puede aplicarse a series multivariantes definiendo los modelos ARIMA vectoriales. Casos especiales de esta metodología son los modelos que relacionan una variable salida con una o más variables entrada, conocidos como modelos de función de transferencia o de regresión dinámica, y como caso particular encontramos el análisis de intervención (Dritsakis, 2019)

$$\phi_p(B)\Phi_P(B^S)\nabla^d\nabla_S^D Z_t = \theta_q(B)\theta_Q(B^S)a_t$$

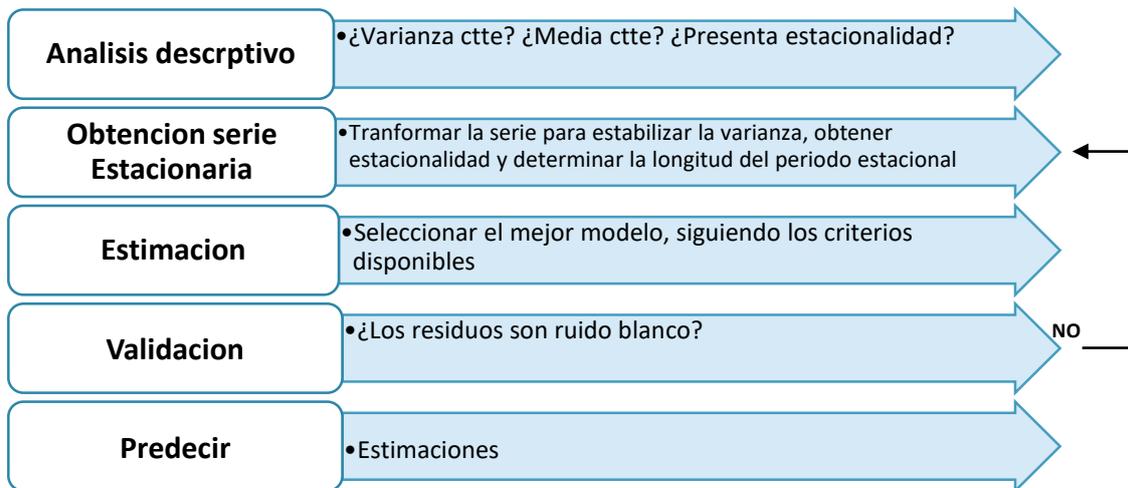
Donde,

$\phi_p(B)$  y  $\theta_q(B)$  Son los polinomios de la parte regular

$\Phi_P(B^S)$  y  $\theta_Q(B^S)$  Son los polinomios de la parte estacional.

$\nabla^d = (1 - B)$  operador diferencia estacional, donde B es el operador de retardo.

S= longitud del periodo estacional.



**Figura 6. Metodología Box- Jenkins. Fuente: Elaboración Propia**

En la figura 6 Se muestra los pasos que se deben de seguir para implementar la metodología de Box-Jenkis, en el cual el paso de validación es aplicable a los modelos anteriormente mencionados.

Es de suma importancia que las estimaciones sean los más precisas posibles, ya que de ellos dependen la manera en que se planifica la producción y/o el abastecimiento de materia prima. Basándose en los siguientes métodos para realizar dichas planificaciones:

### 17. Plan Maestro de Producción

Determina la producción final contemplando las cantidades del producto y las fechas exactas para la fabricación. Es una previsión de corto plazo en el cual el tiempo para realizar la planificación debe ser superior a los *lead times* de los procesos que se llevaran a cabo, controlando las demandas del mercado, inventario, carga de las instalaciones y la capacidad. Estableciendo que y cuando desagregar el plan de producción, satisfaciendo la demanda.

El plan maestro de producción debe de ser estable, para poder tener poder de respuesta ante cambios de la demanda. (Macaya, 2014).



**Tabla 1, Acciones para realizar un Plan Maestro de Producción, Fuente: Elaboración Propia.**

## 18. Planificación de las Necesidades de Materiales

Es la planificación de la fabricación partiendo del plan maestro de producción en donde el mismo se convierte en necesidades, fechas y cantidades reales (Rojas, 2017).

Definiendo las variables a utilizar o calcular como:

$NB$ , Necesidad bruta, siendo esta la cantidad de material que se debe de tener disponible para el cliente o siguiente proceso de la cadena de suministro.

$SP = SP_{p-1} + EP_p - NB_p$ , Stock previsto, material sobrante al final de un periodo, tomando en consideración las entradas y las necesidades brutas para dicho periodo.

$NN_p = NB_p - SP_{p-1}$ , Necesidades netas, cantidad de material requerido para cumplir con la necesidad bruta, descontando la parte del stock previo con la que se cuenta. En donde, de ser negativo el valor para la necesidad neta será consecuencia de una cantidad de stock previo mayor a la necesidad bruta, por lo que no hay necesidades netas, haciéndola cero no negativa.

$EP_p = (Qxl)xL$ , Entradas previas, es el ajuste de las necesidades netas respecto al tamaño del lote.

$LO$ , Ordenes lanzadas, será la que indique cuando ejecutar la producción o suministro para el mismo.

Todas estas variables se presentan en una tabla en donde se determina por periodos los valores para cada una de ellas, con el objetivo de calcular las ordenes de lanzamiento optimizando las variables que interceden en el proceso de decisión (Arbós, 2012).

## 19. Planificación de las Necesidades de Materiales II (MRP)

El MRP II surge debido a la limitación del MRP ya que quedaban áreas funcionales de la empresa como contabilidad, finanzas y marketing, sin considerar en el plan estratégico.

El MRP II siguió modificándose hasta dar lugar a la Planificación de los Recursos de la Empresa (ERP) la cual considera capacidades adicionales, tales como: calidad, mantenimiento, distribución, contabilidad, finanzas, recursos humanos, marketing y la cadena de abastecimiento. Llegando a incluir aspectos tales como: MRPII, recepciones de pedidos, compras e intercambio electrónico de datos (EDI, por sus siglas en inglés). Donde los sistemas MRP representan una filosofía de gestión integrada y jerarquizada, intentando establecer qué se quiere hacer en el futuro para determinar la secuencia de acciones a emprender para poder lograrlo (Bustos, 2017).

# II Metodología

Durante la elaboración de todo el trabajo se usó la herramienta de hoja de cálculo Excel, la cual forma parte del paquete de programas de Microsoft Office, el mismo cuenta con tablas dinámicas, herramientas gráficas y Visual Basic para aplicaciones, siendo este último un lenguaje de programación macro. Otra ventaja a relucir es que esta hoja de cálculo está presente en todas las empresas, lo cual resulta atractivo ya que no genera gastos adicionales en implementación y montaje.

## 1. Estudio de datos anómalos

Los datos son calculados mediante inspecciones diarias del nivel de líquido reportado por los contenedores en almacén. Realizados a primera hora del día donde se asume que el consumo de dicha materia prima se ha efectuado únicamente en el día anterior; como se dispone del dato anterior a la misma hora del día, por diferencia se calcula el consumo. Este método es más preciso que el reportado en SAP, ya que los operarios no ajustan los consumos declarados en SAP, es decir, si la fabricación requiere mayor o menor consumo del requerido por la receta de fabricación, eso no se ve contemplado en el sistema, lo que acarrea información poco fiable.

Pero aún más cerca de la realidad, este método también contiene sesgo, ya que los indicadores de niveles de líquido tienen una escala muy poco precisa, en donde el proveedor puede medir niveles de líquidos diferentes aun cuando no se ha consumido la materia prima, es por ello que la base de datos en crudo existen valores de consumos negativos, en donde en la realidad se debería de reportar un consumo nulo. Así como valores elevados de consumo, en donde no se ha realizado el control del nivel de líquido diario, por lo tanto, el día en que se realiza, se reporta un consumo acumulado, pero se registra como un consumo puntual. Estos sesgos ocasionan datos anómalos, ya que no es el comportamiento real de la demanda de la producción lo que genera esos picos en el consumo, es por ello que se estudia la base de datos con el fin de descartar datos anómalos capaces de modificar el modelo, mediante el análisis de los datos de consumo que se desvíen significativamente de la media del proceso para un periodo determinado.

Inicialmente se cuenta con una base de datos con 1624 observaciones, expuesta en 6 columnas las cuales representan la fecha de la observación, el stock inicial, la compra que se realiza en el día, el stock final, el stock disponible para el día y por último el consumo del día, estos datos para las materias primas: Bisulfito sódico, Ácido clorhídrico y Sosa caustica.

Para el trabajo en cuestión se hizo uso de la columna de fecha y consumo, la cual representaría la demanda de dicha materia prima por parte del sector de producción. Una vez organizada la base de datos se procede a estudiar el

comportamiento de la demanda mediante la serie temporal de cada materia prima, fijando como límites superiores e inferiores para la demanda 8 ton como máximo y 2 ton como mínimo para el bisulfito sódico, 9 ton y 2 ton para el ácido clorhídrico y 11 ton y 4 ton para la sosa caustica.

Estos límites de tolerancia se fijan de dicha manera ya que el consumo del bisulfito sódico es un consumo constante, es utilizado para la maceración del maíz a procesar, el cual es un flujo continuo, históricamente no ha sobrepasado las 8ton. Las 2 ton son encontradas para las fechas en las cuales se realiza parada de planta de 8h por mantenimiento preventivo, realizadas cada 21 días, por lo tanto, es un consumo que se verá reportado mensualmente, por ello es tomando en cuenta en el modelo. Para las paradas de planta de 48horas y 24horas no son tomadas en consideración en este trabajo ya que se realizan anualmente ocasionando un consumo de bisulfito sódico de cero.

Para la sosa caustica, los límites son diferentes ya que esta se requiere en más de un proceso, es utilizada como reguladora de PH en el proceso de fabricación, como reactivadora de resinas, en el proceso de fabricación de espesantes y para la limpieza de equipos especiales. En donde el mínimo consumo sería de 4 ton utilizada para la regeneración de 2 de los 8 grupos de resina, las resinas son regeneradas como mínimo 1 vez a la semana, cada grupo por separado, lo que ocasiona una elevada probabilidad de que diario se regenere como mínimo dos grupos. Y como límite superior se fija 11ton que sería el requerimiento si se utilizara la sosa caustica para la regeneración de un grupo de resinas más la limpieza de equipos. Esta última acción es el que mayor requerimiento ejerce sobre esta materia prima, y se realiza una vez por semana, consumiendo alrededor de las 8ton.

Como el ácido clorhídrico se utiliza en la regeneración de encimas y en el ajuste del PH de algunas mezclas, se estipula como límite inferior la regeneración de un único grupo de resinas la cual consume 2 toneladas del ácido y como límite superior la regeneración de todas las resinas la cual.

Una vez detectados los valores fuera de límites, son cambiados por el valor de la media correspondiente a los 14 días en el cual pertenezca cada observación, de esta manera se procede a filtrar los datos de la misma forma en que se realiza actualmente en el departamento de aprovisionamiento de la empresa Roquette. Ya que dentro de la empresa no se cuenta con una base histórica que proporcione información sobre variaciones futuras que pueda presentar el consumo de dichas materias primas, la variación en el consumo se ve en el instante en que sucede la demanda de la materia prima, no obstante, dichos aumentos o disminuciones excesivos son comportamientos excepcionales y esporádicos, por ende, se trabajara con valores que rondan alrededor de la media.

## 2. Estudio de la serie temporal

Se realiza un análisis descriptivo de la serie temporal con el fin de detectar:

**Componente Tendencia:** Se grafica el consumo de la materia prima en estudio frente al tiempo, y se observa si existe alguna tendencia positiva, negativa o si el consumo varía alrededor de la media, lo que indicaría la ausencia del componente tendencia.

**Componente Estacionalidad:** Se grafica el consumo de la materia prima en estudio frente al tiempo, observando la existencia de algún comportamiento repetitivo a lo largo del tiempo para periodos menores a un año, lo cual indicaría la presencia de componente estacional.

**Componente Cíclica:** Se grafica el consumo de la materia prima en estudio frente al tiempo, observando la existencia de algún comportamiento repetitivo en la serie temporal para periodos mayores a un año, lo cual indicaría la presencia de la componente cíclica.

## 3. Realización del modelo predictivo

Debido a las características que presenta la serie temporal (estudiado en el tópico anterior) se utiliza las siguientes técnicas proyectivas para la creación del modelo:

**Suavizado exponencial simple:** Corrigiendo la tendencia presente en la serie temporal.

Mediante la ecuación:

$$F_{t+1} = \alpha D_t + (1 - \alpha)F_t$$

Donde

$F_{t+1}$  Es la predicción del próximo periodo.

$D_t$  Es la actual demanda para el presente periodo.

$F_t$  Predicción para el presente periodo previamente determinada.

$\alpha$  Es el factor ponderación, constante de suavizado [0,1].

Alfa	0,148334330				
Periodo	Demanda	Prediccion	Error	Error2	%Error
1/1/2015	4,11				
1/2/2015	4,503	0,609654099	3,893345901	15,15814231	86%
1/3/2015	5,383	=C8+\$B\$4*(B8-C8)	1,195829043	17,60498136	78%
1/4/2015	4,975	1,80955645	3,16544355	10,02003287	64%
1/5/2015	3,1	2,2791004	0,8208996	0,673876153	26%
1/6/2015	4,619	2,400867993	2,218132007	4,920109602	48%
1/7/2015	4,673	2,729893119	1,943106881	3,77566435	42%

Figura 7. Hoja de cálculo Excel para el modelo de suavizado exponencial simple.

Holt: Corrige la tendencia lineal pretendiendo identificar la tendencia de la serie de un modo tal que pueda variar a lo largo del tiempo, produciéndose un ajuste del modelo, cuando no existe el componente estacional.

$$Z_{t+m} = S_t + mb_t$$

Donde,

$Z_{t+m}$  es la previsión obtenida para el instante  $t + m$  desde  $t$ .

$$S_t = \alpha \frac{Z_t}{E_{t-s}} + (1 - \alpha)(S_{t-1} + b_{t-1}) \text{ Factor de nivel } (\alpha).$$

$$b_t = \beta(S_t - S_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1} \text{ Factor de Tendencia } (\beta).$$

Alfa	0,1260247319						
Beta	0,0161599669						
Fecha	Demanda	St	bt	Prevision	Erorr	Error2	%Error
1/1/2015	4,11	4	0,09				
1/2/2015	4,503	4,092520495	0,09004073111	4,182561226	0,3204387743	0,102681008	7%
1/3/2015	5,383	4,222944436	0,09069332246	4,313637759	1,069362241	1,143535603	20%
1/4/2015	4,975	4,448403849	0,09287113801	=C11+D11*(A11-A10)	50133	0,1881173872	9%
1/5/2015	3,1	4,595935065	0,09375444308	4,689689508	1,589689508	2,527112733	51%
1/6/2015	4,619	4,489349314	0,09051695216	4,579866266	0,0391337337	0,001531449115	1%
1/7/2015	4,673	4,584798085	0,09059665018	4,675394735	0,00239473476	0,00000573475457	0%
1/8/2015	4,24	4,675092939	0,09059177317	4,765684712	0,5256847121	0,2763444166	12%

Figura 8. Hoja de cálculo Excel para el modelo de Holt.

Medias Móviles: Utilizando la media aritmética 14, 7,4 y 2 de los datos antiguos para realizar las predicciones futuras, con una alta simplicidad.

Periodo	Demanda	Prediccion	Error	Error2	%Error
1/1/2015	4,11				
1/2/2015	4,503				
1/3/2015	5,383	4,3065	1,0765	1,15885225	20%
1/4/2015	4,975	=PROMEDIO(B8:B9)	0,032	0,001024	1%
1/5/2015	3,1	5,179	2,079	4,322241	67%
1/6/2015	4,619	4,0375	0,5815	0,33814225	13%
1/7/2015	4,673	3,8595	0,8135	0,66178225	17%
1/8/2015	4,24	4,646	0,406	0,164836	10%

Figura 9. Hoja de cálculo Excel para el modelo de Medias Móviles (2).

Dichas técnicas proyectivas se implementan para los siguientes arreglos de datos:

✓ Datos en crudo:

3.1. Datos sin agrupar: estudiar la posibilidad de realizar las predicciones con la base de datos sin ser tratada.

3.2. Datos agrupados en semana: se realiza la agrupación ya que los comienzos y fines de semana, de cierta forma, se ven comportados de una manera constante, encontrándose aumentos a comienzo de semana y disminución a finales de la misma, por lo que podría estudiarse la demanda de toda la semana como un promedio del periodo, donde posteriormente se logra desagregar la agrupación basándose en el historial de compra por día, ponderando los días con mayor relevancia en la compra.

3.3. Datos agrupados en mes: se realiza la agrupación ya que, a lo largo del año de cierta forma, se ve un comportamiento en el aumento de la producción en ciertas estaciones del año al igual que la disminución, por lo que podría estudiarse la demanda de todo el mes como un promedio del periodo, donde posteriormente se logra desagregar la agrupación basándose en el historial de compra por día, ponderando los días con mayor relevancia en la compra.

✓ Datos filtrados: se realiza un filtrado en los datos debido a las observaciones con varianza muy elevada que no permite que los modelos

ajusten. Al cual se le realiza el mismo pre tratamiento de datos, para posteriormente realizar el estudio de las técnicas predictivas.

- 3.4. Datos filtrados sin agrupar
- 3.5. Datos filtrados y agrupados en semana
- 3.6. Datos filtrados y agrupados en mes

Para la creación de los modelos se utilizan los años 2015, 2016, 2017 y 2018 en su totalidad, comenzando desde el 01/01/2015 y culminando el 31/12/2018, para posteriormente realizar las predicciones del año 2019, en donde dependiendo de la agrupación de los datos, estas predicciones serán 12 días, 12 semanas o 6 meses.

#### 4. Comparación entre modelos

Inicialmente se calculan los residuos de cada predicción con la que se construye el modelo mediante la siguiente ecuación:

$$E_t = Y_t - F_t$$

Donde:

$E_t$  Error de predicción en el periodo t.

$Y_t$  Valor observado de la serie en el instante t.

$F_t$  Predicción del valor de la serie en el instante t.

Mediante dicho error se basan los cálculos de las medidas de precisión para los periodos de predicción.

MSE	Mean Squared Error	= $\text{mean}(e_t^2)$
RMSE	Root Mean Squared Error	= $\sqrt{\text{MSE}}$
MAE	Mean Absolute Error	= $\text{mean}( e_t )$
MdAE	Median Absolute Error	= $\text{median}( e_t )$
MAPE	Mean Absolute Percentage Error	= $\text{mean}( p_t )$
MdAPE	Median Absolute Percentage Error	= $\text{median}( p_t )$
sMAPE	Symmetric Mean Absolute Percentage Error	= $\text{mean}(2 Y_t - F_t /(Y_t + F_t))$
sMdAPE	Symmetric Median Absolute Percentage Error	= $\text{median}(2 Y_t - F_t /(Y_t + F_t))$
MRAE	Mean Relative Absolute Error	= $\text{mean}( r_t )$
MdRAE	Median Relative Absolute Error	= $\text{median}( r_t )$
GMRAE	Geometric Mean Relative Absolute Error	= $\text{gmean}( r_t )$
RelMAE	Relative Mean Absolute Error	= $\text{MAE}/\text{MAE}_b$
RelRMSE	Relative Root Mean Squared Error	= $\text{RMSE}/\text{RMSE}_b$
LMR	Log Mean Squared Error Ratio	= $\log(\text{RelMSE})$
PB	Percentage Better	= $100 \text{ mean}(I\{ r_t  < 1\})$
PB(MAE)	Percentage Better (MAE)	= $100 \text{ mean}(I\{\text{MAE} < \text{MAE}_b\})$
PB(MSE)	Percentage Better (MSE)	= $100 \text{ mean}(I\{\text{MSE} < \text{MSE}_b\})$

Tabla 2, Medidas de error de pronóstico, Fuente: (Gooijer, 2005)

En la tabla 2 se puede observar que existen más de 15 herramientas para medir el error del pronóstico, si son seleccionadas aquellas de errores absolutos en vez de los cuadráticos, se penalizaran en mayor medida los errores grandes. En el caso de este estudio, como los errores grandes no son de interés ya que es bien sabido que son productos de paradas de planta o características excepcionales del maíz a procesar, ambos casos esporádicos, no son el objetivo del presente, por lo que utilizaremos el RMSE como función objetivo a disminuir en la comparación de los modelos, el cual representa la medida de la raíz del promedio de los cuadrados del error de cada artículo en el periodo t. (Chai, 2014)

Otro criterio de comparación utilizado es el MAPE (Mean Absolute Percentage Error) el cual representa la media de los errores porcentuales en valor absoluto, no considera el signo del error sólo la magnitud, midiendo así la exactitud de un método para la construcción de la serie de tiempo, favoreciendo los pronósticos que están por debajo de los valores reales. Y por último el MAD representando la media de las desviaciones absolutas en la construcción de la serie temporal, en donde se observa la dispersión estadística de la misma (Khair, 2017).

Los cuales son calculados de la siguiente manera:

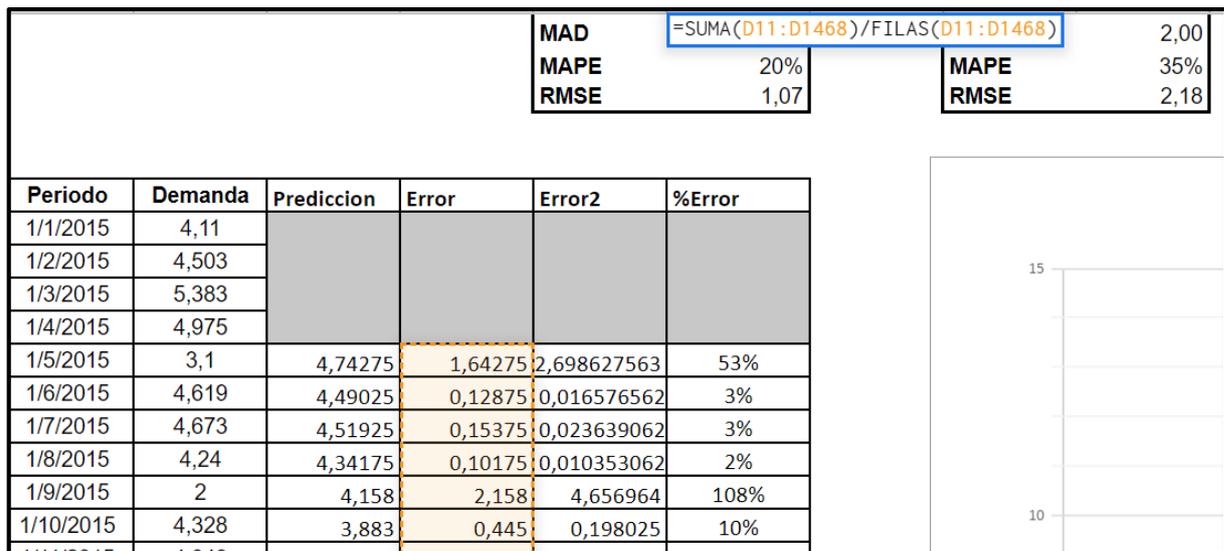


Figura 10. Hoja de cálculo Excel, MAD.

$$MAD = \frac{\sum_{t=1}^m |Y_t - F_t|}{m}$$

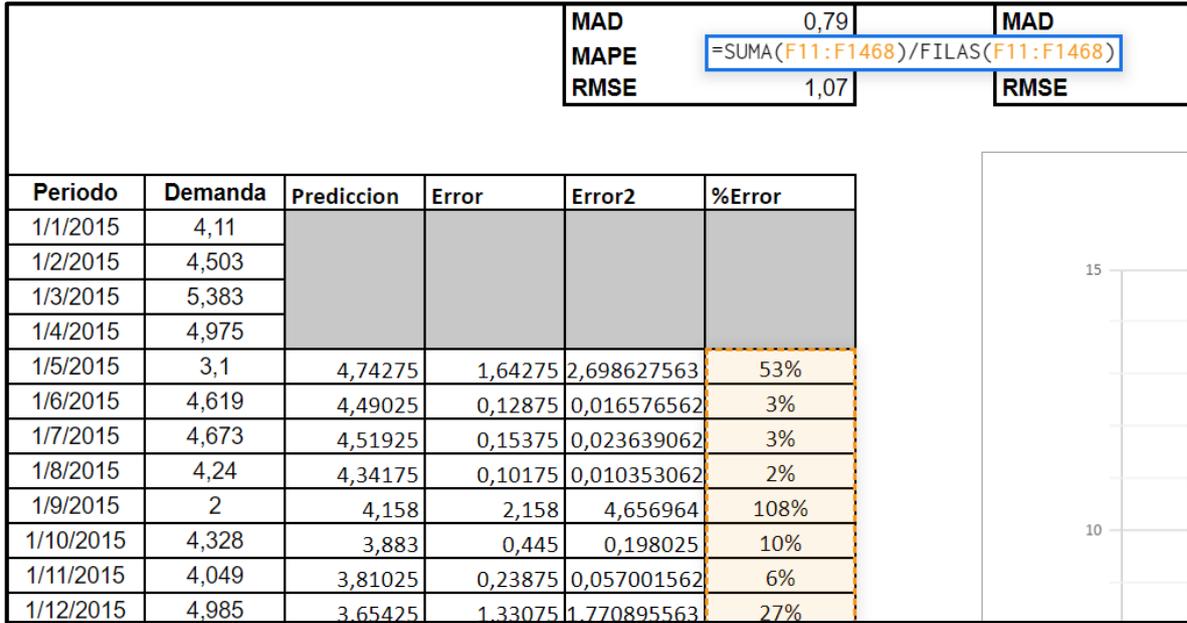


Figura 11. Hoja de cálculo Excel, MAPE.

$$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^m \frac{|Y_t - F_t|}{Y_t}}{m} \times 100\%$$

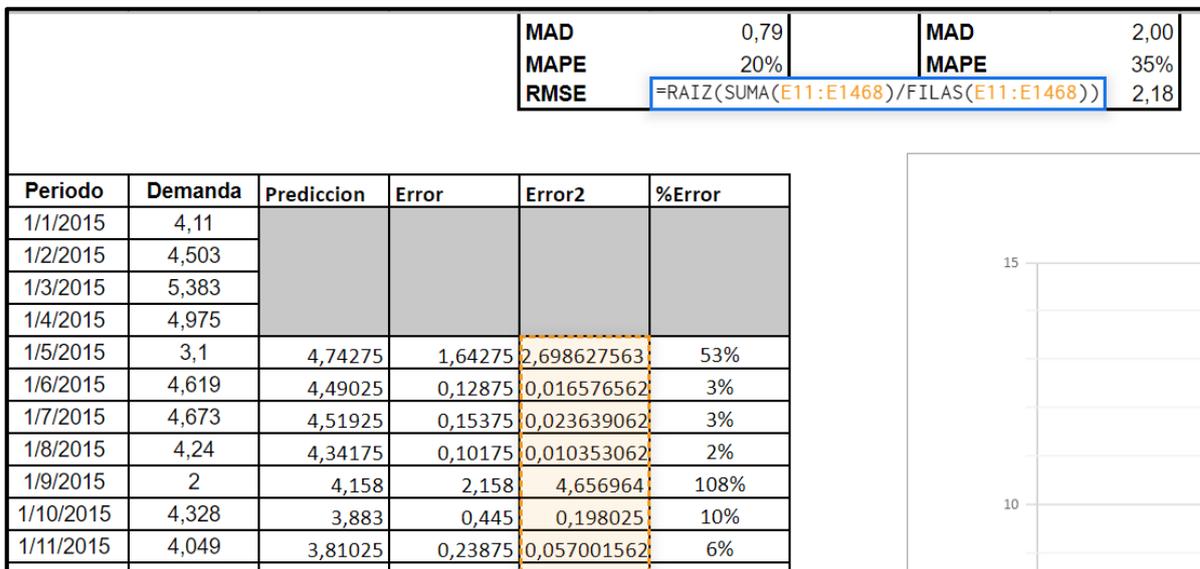


Figura 12. Hoja de cálculo Excel, RMSE.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^m (Y_t - F_t)^2}{m}}$$

Dichos cálculos son repetidos para el conjunto de datos utilizados en la predicción.

## 5. Validación del modelo

Se realiza, mediante el uso de la herramienta informática Statgraphics XVII X64 (<http://www.statgraphics.com/centurion-xvii>), un análisis de los residuos para observar si el modelo seleccionado presenta residuos con un comportamiento asumible como ruido blanco.

- Tienen distribución normal y media cero: mediante un análisis de distribución normal, en la cual se busca estudiar si la población es simétrica a su media y que la moda coincida con la media y su mediana, las cuales son una de las características de la distribución normal. (Díaz, 2001)
- Varianza constante: mediante el test de verosimilitud
- Incorrelacionado: mediante las funciones de autocorrelacion f.a.s y f.a.p ,los cuales se basan el test Box-Pierce, donde si el conjunto de datos que definen la serie temporal son independientes e idénticamente distribuidos, no presentara autocorrelacion de orden  $K$  , en donde el estadístico  $Q$  debe ser menor que una ChiCuadrado  $\chi_h^2$  (Caja, 1970)

$$Q_{BP} = n \sum_{k=1}^h \hat{p}_k^2$$

Donde

$n$ , Es el tamaño de muestra

$\hat{p}_k^2$ , Es la muestra de autocorrelacion en el retardo al cuadrado  $K$

## 6. Predicción de compra

Predicción para el mes de enero							
		Camion	24,5				
Sem	Dia	Fecha	Stock	Consumo	Compra	CompraReal	
49	1	12/31/2018	Lunes	64,37	5,52	=SI(K7<=40;\$J\$3;0)	24,74
49	2	1/1/2019	Martes	58,85	5,52	0	0,00
49	3	1/2/2019	Miércoles	53,33	5,52	0	0,00
49	4	1/3/2019	Jueves	47,82	5,52	0	0,00
49	5	1/4/2019	Viernes	42,30	5,52	0	0,00
49	6	1/5/2019	Sábado	36,78	5,52	24,5	0,00
49	7	1/6/2019	Domingo	55,76	5,52	0	0,00

Figura 13. Hoja de cálculo Excel, predicción de compra para el bisulfito sódico.

Para el cálculo de la predicción de compra se toma en cuenta las toneladas de bisulfito sódico que puede transportar el camion para cada entrega, en donde si el stock actual desciende de las 40 ton arroja la orden de compra; se impone este valor ya que el stock de seguridad no debe ser inferior a las 20ton, y con un stock de 40ton podemos darle oportunidad al proveedor de que juegue con las fechas de entrega de la materia prima de ser requerido.

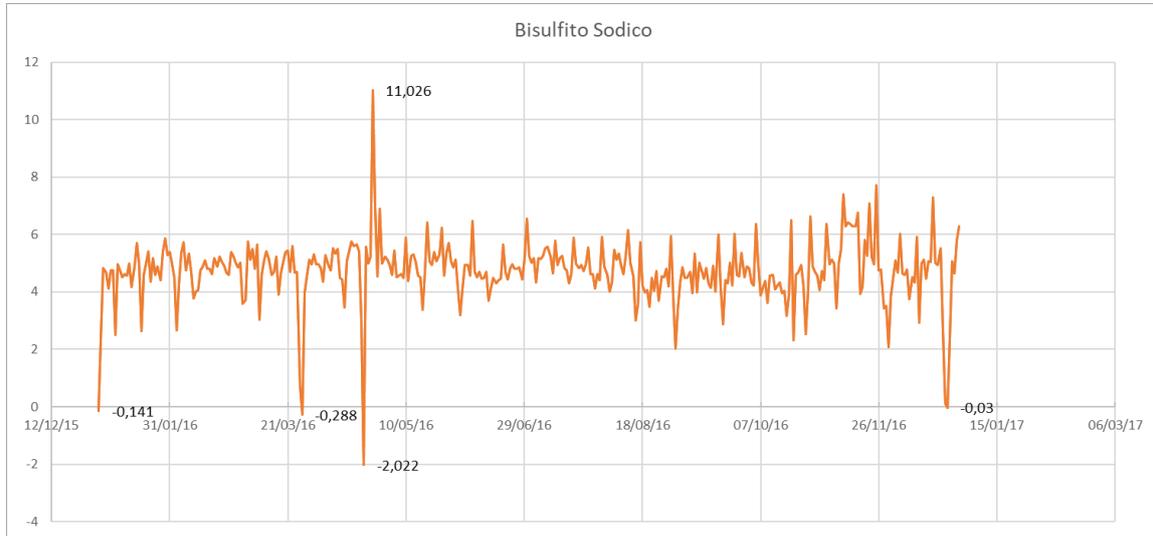
Consumo	Compra	CompraReal	StockReal	ControlStockHOLT
5,52	0	24,74	64,37	64,37
5,52	0	0,00	64,37	= (R7+M8) - L7
5,52	0	0,00	61,50	53,33
5,52	0	0,00	55,70	47,82
5,52	0	0,00	50,20	42,30
5,52	24,5	0,00	44,69	61,28
5,52	0	0,00	37,90	55,76

Figura 14. Hoja de cálculo Excel, predicción de Stock del bisulfito sódico.

Para el cálculo del Stock se le suma la compra del día al stock pasado, restándole el consumo predicho por el modelo para el bisulfito sódico.

# III Resultados

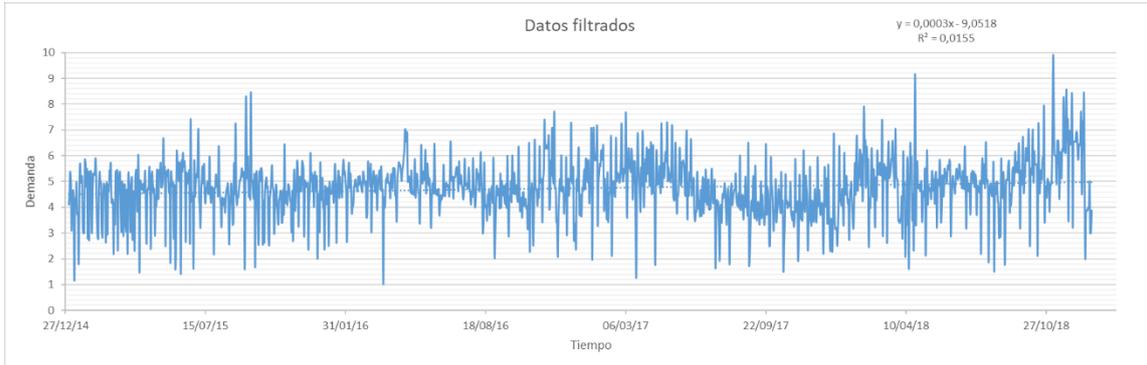
## 1. Estudio de datos anómalos



**Figura 15. Datos anómalos de la serie temporal de la materia prima Bisulfito para el año 2016**

En la base de datos se observan valores de consumo extremos y otros negativos. Se modifican dichos valores basándose en el modo de filtrar actual de la empresa, el cual consiste en imputar la media del mes a los valores extremos y negativos.

Estos valores son debido a la no actualización correspondiente de la base de datos, es decir, el tablero de control actual requiere que los datos de consumo sean calculados mediante la diferencia en el inventario y volcados en la Excel. En ocasiones no se ve realizada en el día ocasionando la existencia de registros de consumos bajos seguidos de consumos elevados, donde el mayor valor es la resultante del acumulado entre ambos días, y en ocasiones es negativo ya que no se registra el valor correcto de stock inicial y al realizar la diferencia se arrastra el error, sumándole a esto que el nivel flotante de los tanques donde se almacenan las materias primas, cuentan con registros de niveles a escala de 5, lo que conlleva a que el usuario reporte mediciones sesgadas y al realizar la diferencia se cometan errores de cálculo.



**Figura 16. Serie temporal sin datos anomalos para la materia prima Bisulfito sódico.**

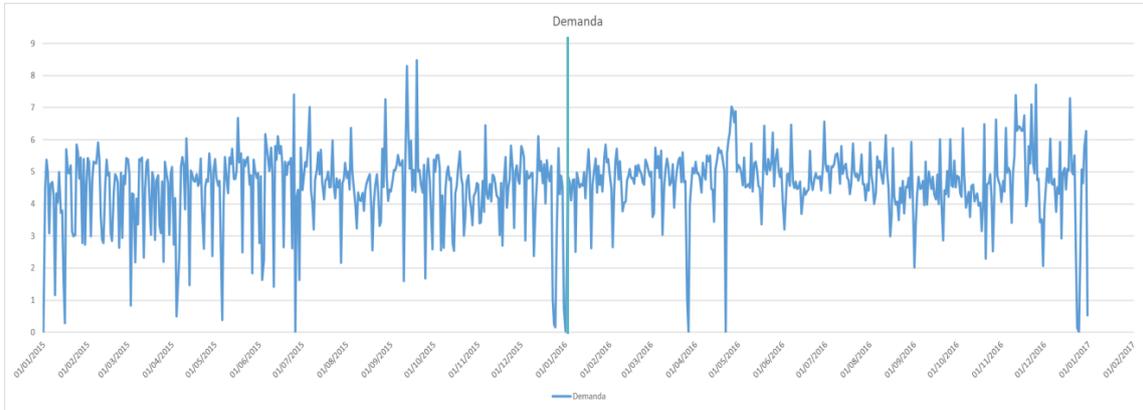
Se realiza el pretratamiento de filtrado de los datos, en donde los registros de consumo que superen las 8 ton se les imputo la media de los 14 días correspondientes a dicho periodo, al igual que los inferiores a las 2 ton. Se filtraron 12 datos para consumos superiores a las 8 ton y 64 para consumos inferiores a las 2 ton, esto para el periodo del 2015 hasta el 2018. Para el año 2019 el cual se utiliza para predecir se filtraron 32 datos para consumos superiores a las 8 ton y 4 para consumos inferiores a las 2 ton.

Encontrándose:

	Datos fuera del límite inferior	Datos fuera del límite superior
Bisulfito Sódico	68	44
Ácido Clorhídrico	71	60
Sosa Caustica	11	34

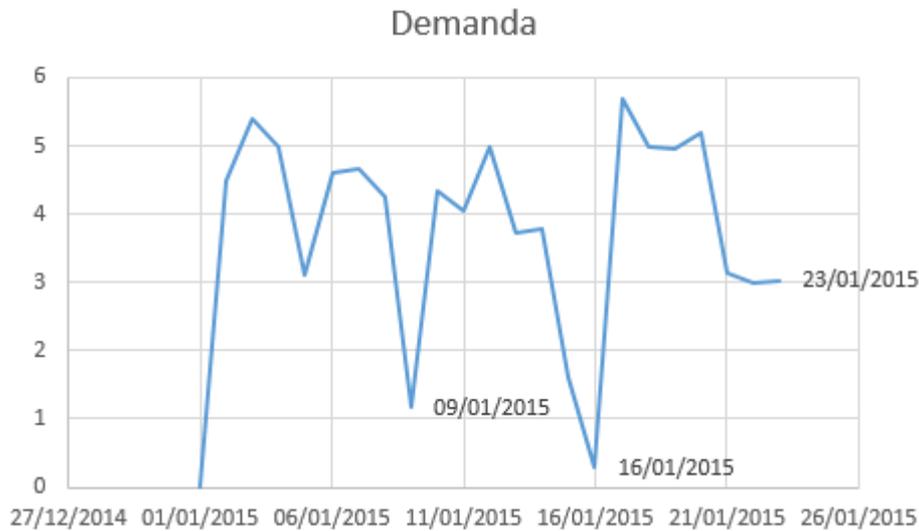
**Tabla 3, Datos anómalos para cada materia prima**

## 2. Estudio de la serie temporal



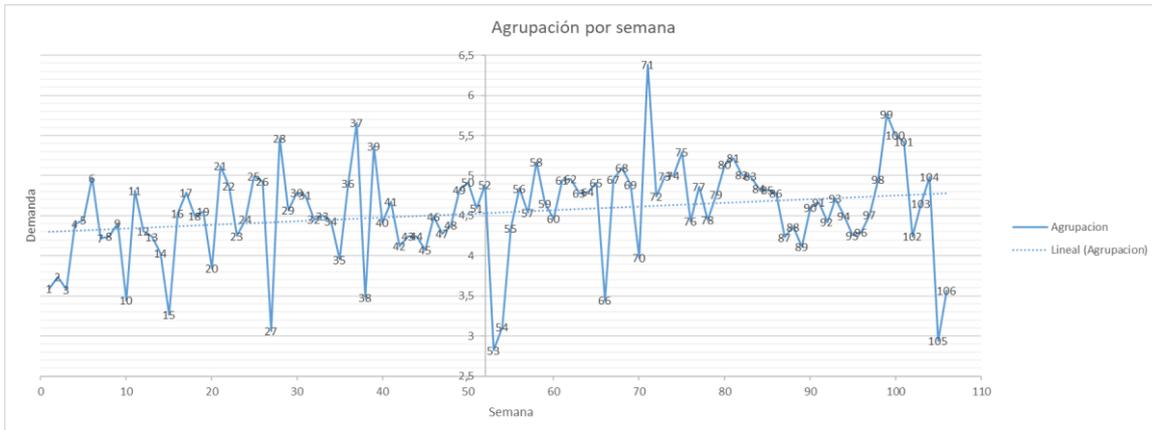
**Figura 17. Serie temporal del Bisulfito para los años 2015 y 2016.**

Estudiando la serie temporal del Bisulfito, se puede notar la ausencia del componente estacional y tendencia. En donde para el año 2015 se encuentran varianzas mayores que para el año 2016, siendo más estable el proceso para el año 2016.



**Figura 18. Comportamiento de la serie temporal del Bisulfito**

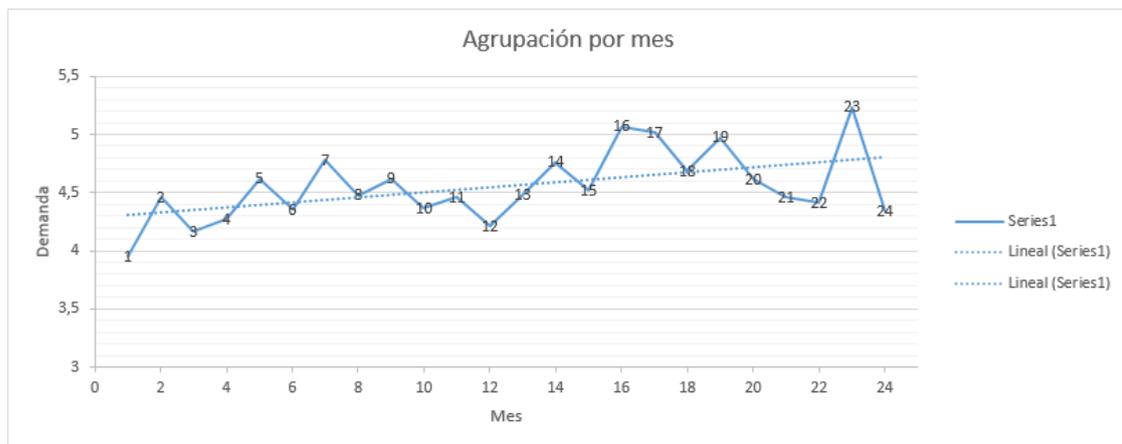
Se puede observar en la figura 18 que para los viernes de cada semana el consumo del bisulfito decrece, siendo este un comportamiento repetitivo a lo largo de la serie temporal, por lo que se podría agrupar los datos por semana.



**Figura 19. Comportamiento de la serie temporal del Bisulfito agrupado en semana.**

Observando el comportamiento del consumo del bisulfito a lo largo del tiempo cuando se agrupa por semana, se puede observar que los picos más acentuados en la gráfica vienen representados principalmente por semanas correspondientes a comienzos-fines de mes. Donde para las últimas dos semanas del año se ve disminuido drásticamente el consumo de la materia prima, esto se debe que para esa época la planta cierra por días festivos del año nuevo desde el 30 de diciembre hasta el 2 de enero aproximadamente.

No se observa semejanza en el comportamiento semanal para años siguiente, pero si la existencia de una ligera tendencia positiva con una pendiente de 0.0023.



**Figura 20. Comportamiento de la serie temporal del Bisulfito agrupado en mes.**

Agrupando en meses el consumo del bisulfito, se puede observar en la figura 20 que para cada dos meses el consumo del bisulfito cambia notoriamente haciendo aumentos

o disminución, el comportamiento indica que si aumenta en un mes el consumo, lo que se espera para el mes siguiente es que disminuya.

Para el año del 2016 se observa para los meses de agosto, septiembre y octubre que el consumo disminuye secuencialmente.

En donde el mes con mayor consumo para el 2015 fue el mes de julio, pero sin presentar mayor diferencia al mes de mayo y septiembre. Para el año siguiente el mayor consumo fue realizado en el mes de noviembre seguido por el mes de julio y abril. Se puede corroborar es las figuras 19 y 20 la conclusión realizada inicialmente de la no existencia de componente estacional, se ya que el consumo en una determinada semana de un mes en específico, no se comporta de la misma manera, pero con una tendencia creciente o decreciente según indique las ventas del producto, para el año siguiente.

	r1	r2	r3
<b>Filtrado</b>			
Agrupado x mes	0,103	0,159	0,199
Agrupado x semana	0,151	0,206	0,225
Sin agrupar	0,262	0,288	0,307
<b>Sin Filtrar</b>			
Agrupado x mes	0,027	0,014	0,085
Agrupado x semana	0,045	0,017	0,088
Sin Agrupar	0,091	0,025	0,097

**Tabla 4, Correlograma para el bisulfito**

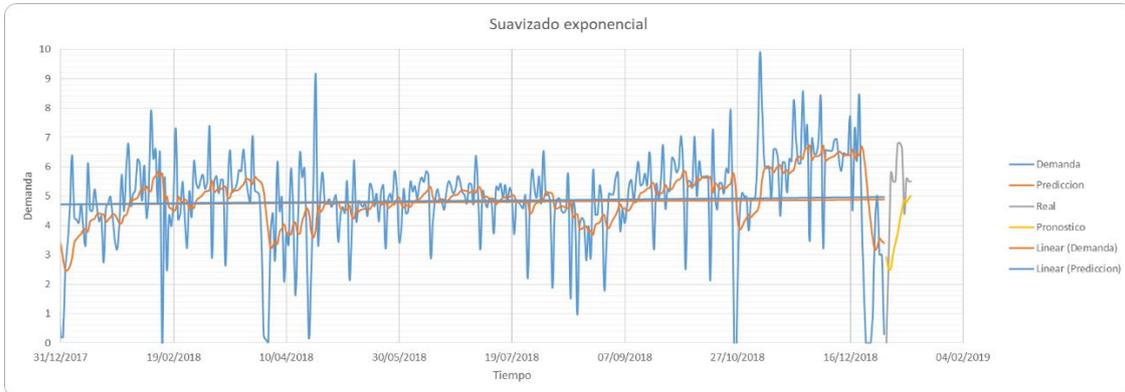
Como se puede observar en la tabla 4, la serie temporal no presenta autocorrelación significativamente diferente de cero, por lo cual se puede asumir que la correlación que presenta la serie temporal es al azar y cercana a cero.

### 3. Realización del modelo predictivo

Se realizan los modelos para los datos dispuestos de las siguientes formas:

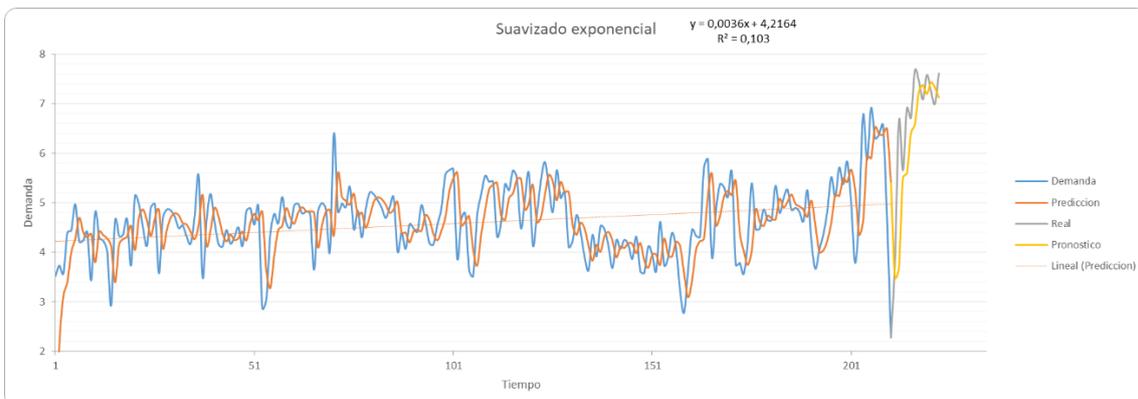
- ✓ Datos en crudo
  - 3.7. Datos agrupados en semanas
  - 3.8. Datos agrupados en meses
- ✓ Datos filtrados
  - 3.9. Datos filtrados y agrupados en semanas
  - 3.10. Datos filtrados y agrupados en meses

### 3.1. Suavizado exponencial simple



**Figura 21, Modelo Suavizado Exponencial para el bisulfito con los datos en crudo**

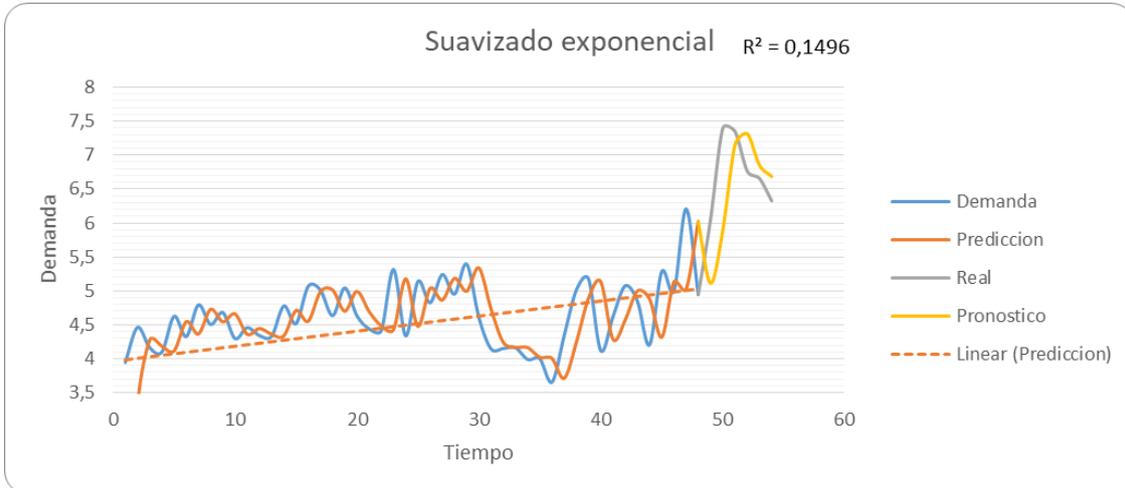
Realizando el modelo de suavizado exponencial en la serie temporal de bisulfito, sin filtrar los datos y sin agruparlos (en crudo), se puede encontrar que el modelo explica en un 8.15% la varianza del sistema, con un alfa de 0,137, el cual es el que genera la menor raíz del error cuadrático medio igual a 1,39. Donde sí se observa la figura 21, se puede concluir que el pronóstico para los próximos consumos (línea amarilla) no se ajusta a los valores reales para dicho periodo de tiempo (línea gris). La predicción no logra alcanzar los picos máximos y mínimos del consumo real, prediciendo valores por debajo de la media para todos los instantes de tiempo con una raíz del error cuadrático medio de 2.08



**Figura 22, Modelo Suavizado Exponencial para el bisulfito con los datos en crudo agrupados en semanas.**

Realizando el modelo de Suavizado exponencial, en la serie temporal de bisulfito sin filtrar los datos y agrupados por semanas, se puede encontrar que el modelo explica en un 10.3% la varianza del sistema, con un alfa de 0,61 el cual es el que genera la menor raíz del error cuadrático medio igual a 0.69, en donde si se observa la figura 22, se

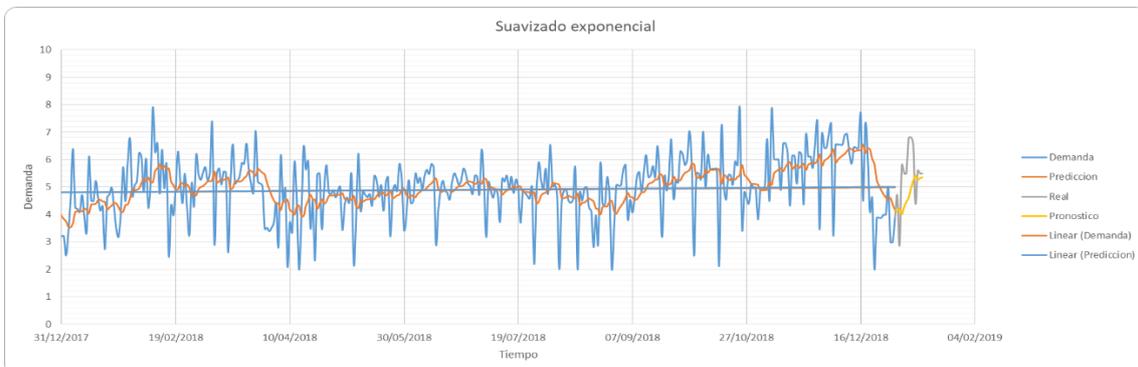
puede concluir que el pronóstico para los próximos consumos (línea amarilla) se acerca a los valores reales para dicho periodo de tiempo (línea gris). La predicción no logra alcanzar los picos máximos y mínimos del consumo real, prediciendo valores con una raíz del error cuadrático medio de 1.02.



**Figura 23, Modelo Suavizado Exponencial para el bisulfito con los datos en crudo agrupados en meses.**

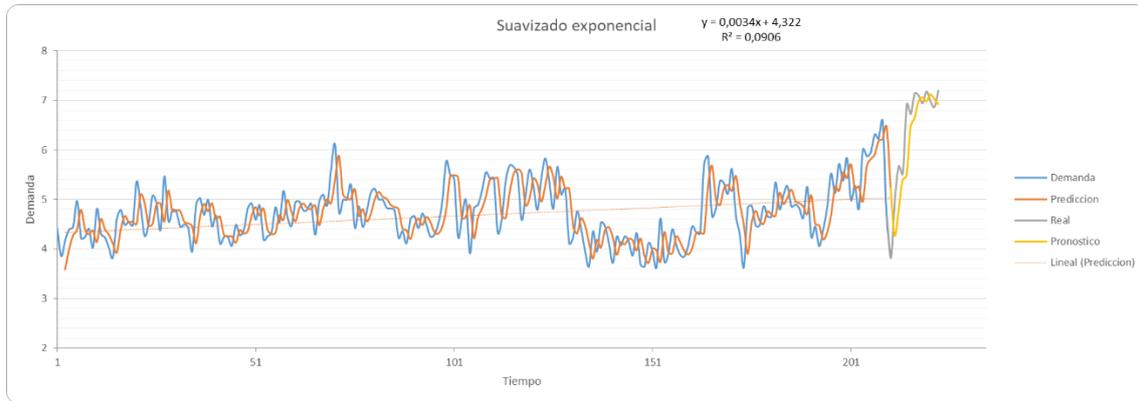
Realizando el modelo de Suavizado exponencial, en la serie temporal de bisulfito sin filtrar los datos y agrupados por meses, se puede encontrar que el modelo explica en un 14.96% la varianza del sistema, aumenta la bondad de ajuste en un 6.81% si se le compara con el modelo con los datos sin agrupar y en un 4.66% si se le compara con el modelo con los datos agrupados por semanas, con una raíz del error cuadrático medio igual a 0.52, en donde si se observa la figura 23, se puede concluir que el pronóstico para los próximos consumos (línea amarilla) se ajusta a los valores reales para dicho periodo de tiempo (línea gris) con un desplazamiento en el tiempo prediciendo valores con una raíz del error cuadrático medio de 0.78.

Siendo así este el mejor ajuste del modelo Exponencial Simple para los diferentes arreglos de datos en crudo.



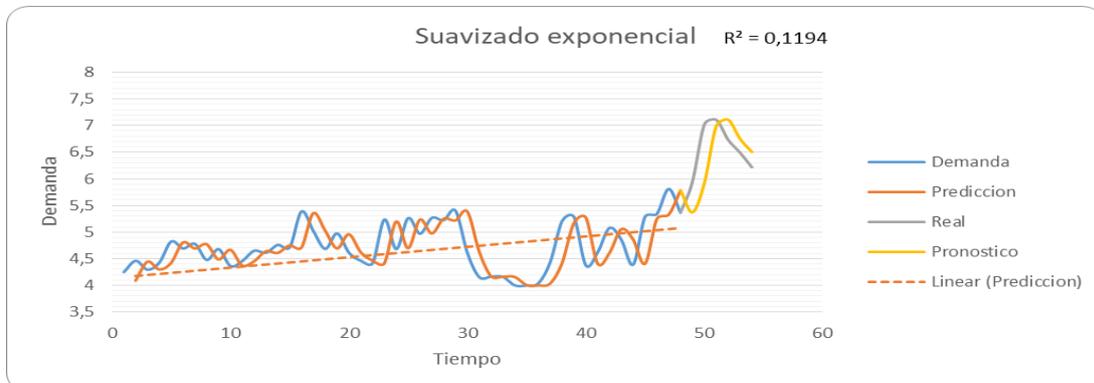
**Figura 24, Modelo Suavizado Exponencial para el bisulfito con los datos filtrados.**

Realizando el modelo de suavizado exponencial en la serie temporal de bisulfito filtrando los datos y sin agruparlos, se puede encontrar que el modelo explica en un 7.97% la varianza del sistema, con un alfa de 0,14, el cual es el que genera la menor raíz del error cuadrático medio igual a 0,99, en donde si se observa la figura 24 se puede concluir que el pronóstico para los próximos consumos (línea amarilla) no se ajusta a los valores reales para dicho periodo de tiempo (línea gris). La predicción no logra alcanzar los picos máximos y mínimos del consumo real, prediciendo valores por debajo de la media para todos los instantes de tiempo con una raíz del error cuadrático medio de 1.27. En donde el trabajo de filtrar los datos proporciona mejoras al modelo cuando se le compara con el mismo modelo con los datos originales sin agruparlos.



**Figura 25, Modelo Suavizado Exponencial para el bisulfito con los datos filtrados y agrupados en semanas.**

Realizando el modelo de Suavizado exponencial, en la serie temporal de bisulfito sin filtrar los datos y agrupados por semanas, se puede encontrar que el modelo explica en un 9.06% la varianza del sistema, con un alfa de 0,68 el cual es el que genera la menor raíz del error cuadrático medio igual a 0.48, en donde si se observa la figura 25, se puede concluir que el pronóstico para los próximos consumos (línea amarilla) se acerca a los valores reales para dicho periodo de tiempo (línea gris). La predicción no logra alcanzar los picos máximos y mínimos del consumo real, prediciendo valores con una raíz del error cuadrático medio de 0.57.

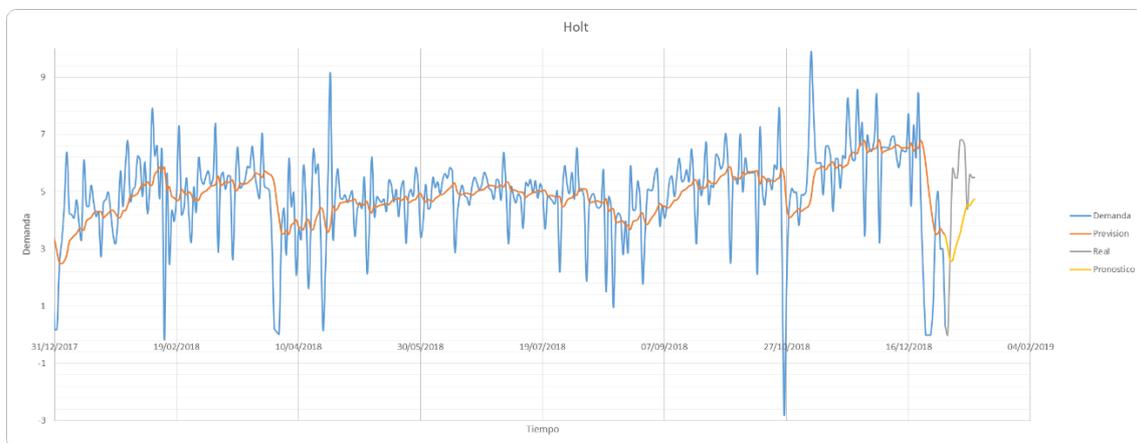


**Figura 26, Modelo Suavizado Exponencial para el bisulfito con los datos filtrados y agrupados por meses.**

Realizando el modelo de Suavizado exponencial, en la serie temporal de bisulfito sin filtrar los datos y agrupados por meses, se puede encontrar que el modelo explica en un 11.94% la varianza del sistema, aumenta la bondad de ajuste en un 3.97% si se le compara con el modelo con los datos sin agrupar y en un 2.88% si se le compara con el modelo con los datos agrupados por semanas, con una raíz del error cuadrático medio igual a 0.39, en donde si se observa la figura 26, se puede concluir que el pronóstico para los próximos consumos (línea amarilla) se ajusta a los valores reales para dicho periodo de tiempo (línea gris) con un desplazamiento en el tiempo prediciendo valores con una raíz del error cuadrático medio de 0.55

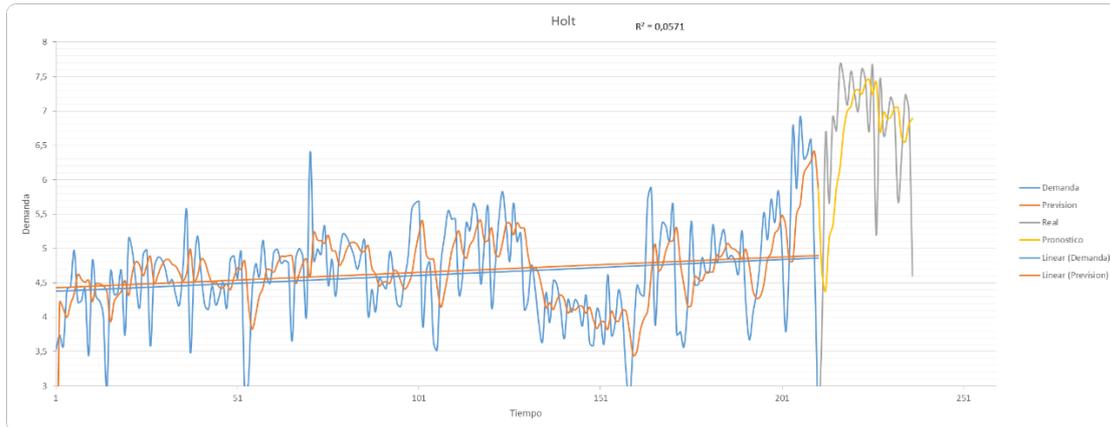
Siendo así este el mejor ajuste del modelo Exponencial Simple para los diferentes arreglos de datos en crudo.

### 3.2. Holt



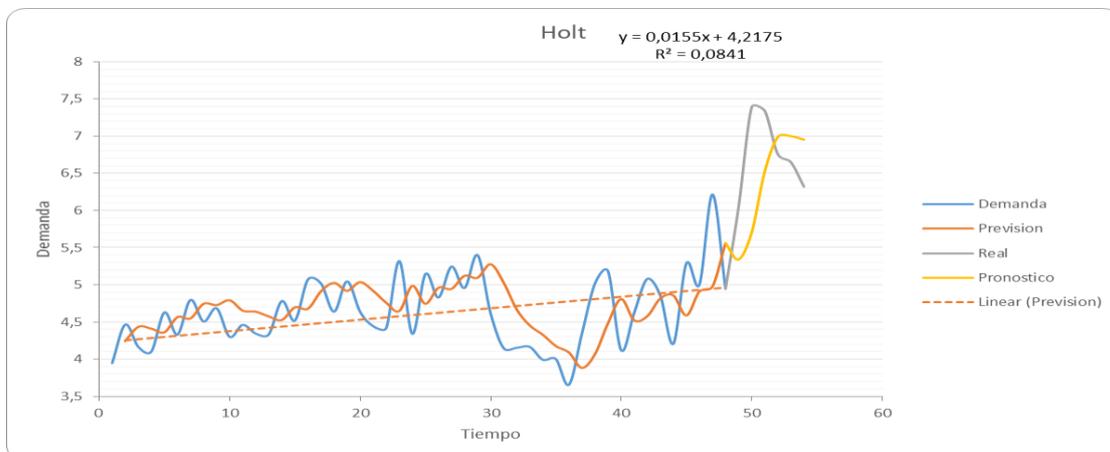
**Figura 27, Modelo Holt para el bisulfito con los datos en crudo.**

Realizando el modelo Holt en la serie temporal de bisulfito sin filtrar los datos y sin agruparlos (en crudo) se puede encontrar que el modelo explica en un 3.44% la varianza del sistema, con un alfa de 0,126 y un beta de 0,016, los cuales son los que generan la menor raíz del error cuadrático medio igual a 1.38, en donde si se observa la figura 27, se puede concluir que el pronóstico para los próximos consumos (línea amarilla) no se ajusta a los valores reales para dicho periodo de tiempo (línea gris). La predicción no logra alcanzar los picos máximos, prediciendo valores por debajo de la media con una tendencia decreciente con una raíz del error cuadrático medio de 2.205.



**Figura 28, Modelo Holt para el bisulfito con los datos en crudo agrupado por semanas.**

Realizando el modelo de Holt exponencial, en la serie temporal de bisulfito sin filtrar los datos y agrupados por semanas, se puede encontrar que el modelo explica en un 5.71% la varianza del sistema, con un alfa de 0,334 y un beta de 0.015 el cual es el que genera la menor raíz del error cuadrático medio igual a 0.67, en donde si se observa la figura 28, se puede concluir que el pronóstico para los próximos consumos (línea amarilla) se acerca a los valores reales para dicho periodo de tiempo (línea gris). La predicción no logra alcanzar los picos máximos y mínimos del consumo real, prediciendo valores con una raíz del error cuadrático medio de 1.01.

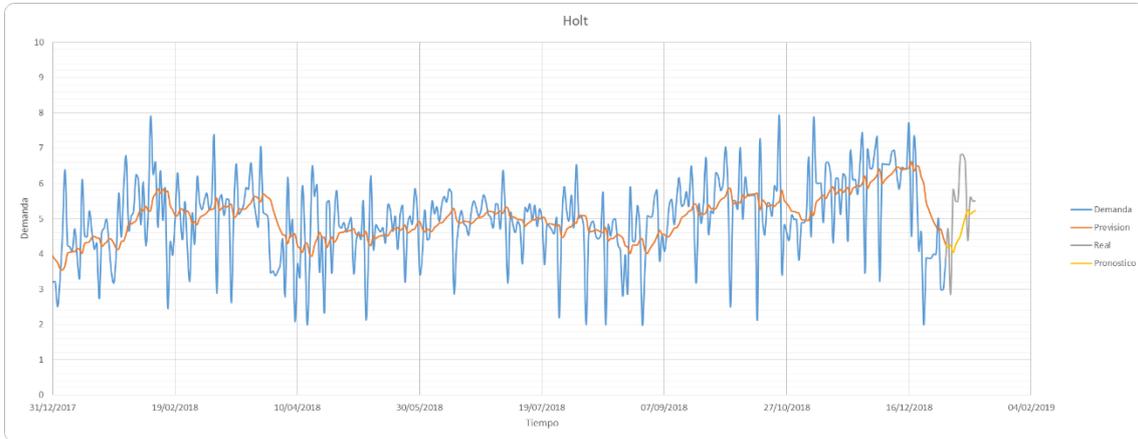


**Figura 29, Modelo Holt para el bisulfito con los datos en crudo agrupado por meses.**

Realizando el modelo de Holt en la serie temporal de bisulfito sin filtrar los datos y agrupados por meses, se puede encontrar que el modelo explica en un 8.41% la varianza del sistema con un alfa de 0.4288 y un beta de 0.0522, aumentando la bondad de ajuste en un 4.97% si se le compara con el modelo con los datos sin agrupar y en un 2.7 % si se le compara con el modelo con los datos agrupados por semanas, con una raíz del error cuadrático medio igual a 0.46, en donde si se observa la figura 29, se puede concluir que el pronóstico para los próximos consumos (línea amarilla) no se ajusta a los valores reales para dicho periodo de tiempo (línea gris) con un

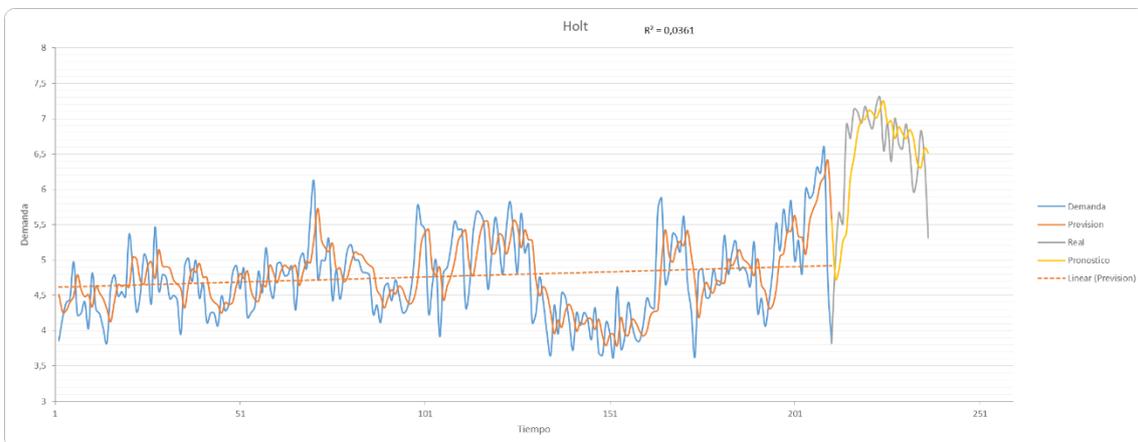
desplazamiento en el tiempo sin lograr alcanzar los picos máximos del consumo, prediciendo valores con una raíz del error cuadrático medio de 0.87.

Siendo así este el mejor ajuste del modelo Exponencial Holt para los diferentes arreglos de datos en crudo.



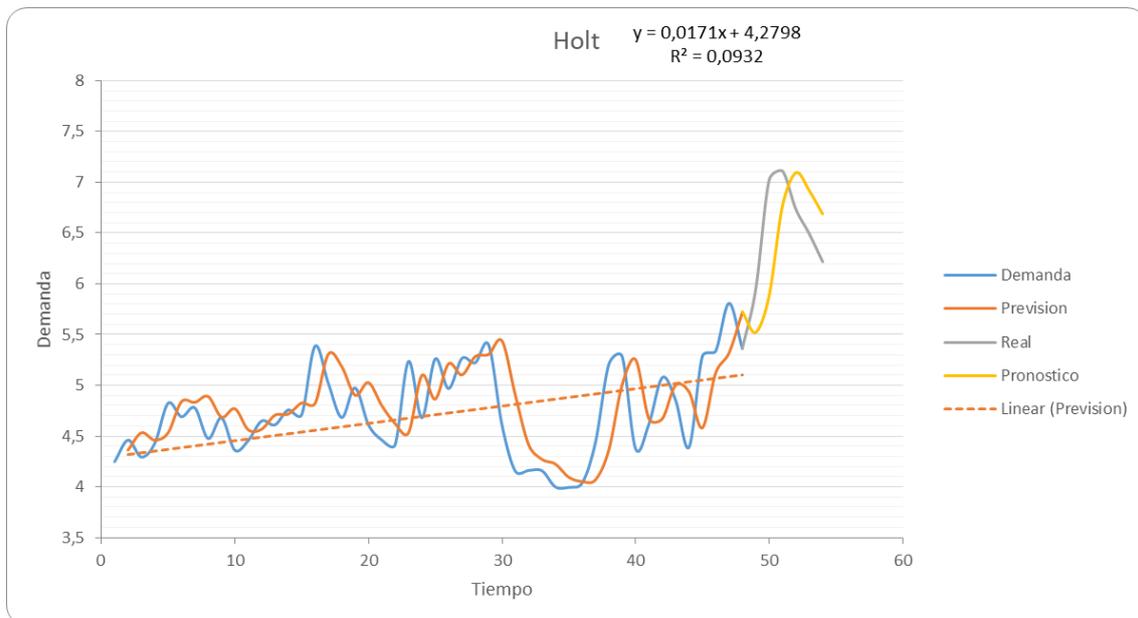
**Figura 30, Modelo Holt para el bisulfito con los datos filtrados.**

Realizando el modelo Holt en la serie temporal de bisulfito filtrando los datos y sin agruparlos, se puede encontrar que el modelo explica en un 2.87% la varianza del sistema, con un alfa de 0,12 y un beta de 0,016, los cuales son los que generan la menor raíz del error cuadrático medio igual a 0.99, en donde si se observa la figura 30, se puede concluir que el pronóstico para los próximos consumos (línea amarilla) no se ajusta a los valores reales para dicho periodo de tiempo (línea gris). La predicción no logra alcanzar los picos máximos, prediciendo valores por debajo de la media con una tendencia decreciente con una raíz del error cuadrático medio de 1.32. En donde el trabajo de filtrar los datos proporciona mejoras, en el error cuadrático medio de las predicciones al igual que en el ajuste del modelo, comparado con el mismo modelo con los datos originales sin agruparlos.



**Figura 31, Modelo Holt para el bisulfito con los datos filtrados agrupado por semanas.**

Realizando el modelo de Holt exponencial, en la serie temporal de bisulfito con los datos filtrados y agrupados por semanas, se puede encontrar que el modelo explica en un 3.87% la varianza del sistema, con un alfa de 0,479 y un beta de 0.015 el cual es el que genera la menor raíz del error cuadrático medio igual a 0.474, en donde si se observa la figura 31, se puede concluir que el pronóstico para los próximos consumos (línea amarilla) se acerca a los valores reales para dicho periodo de tiempo (línea gris). La predicción logra alcanzar los picos máximos y mínimos del consumo real desfasados en el tiempo, prediciendo valores con una raíz del error cuadrático medio de 0.54.

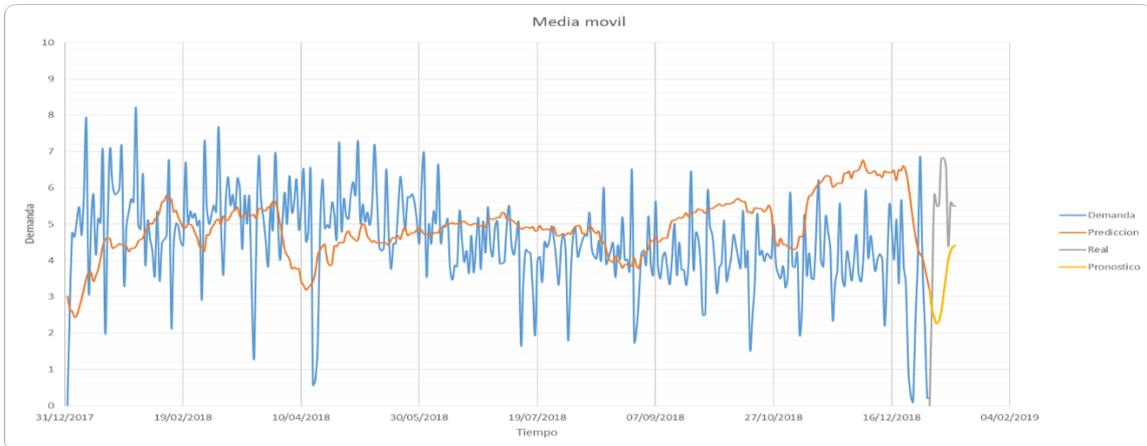


**Figura 32, Modelo Holt para el bisulfito con los datos filtrados agrupado por meses**

Realizando el modelo de Suavizado exponencial, en la serie temporal de bisulfito sin filtrar los datos y agrupados por meses, se puede encontrar que el modelo explica en un 9.32% la varianza del sistema con un alfa de 0.707 y un beta de 0.026, aumentando la bondad de ajuste en un 6.54% si se le compara con el modelo con los datos sin agrupar y en un 5.45 % si se le compara con el modelo con los datos agrupados por semanas, con una raíz del error cuadrático medio igual a 0.38, en donde si se observa la figura 32, se puede concluir que el pronóstico para los próximos consumos (línea amarilla) se ajusta a los valores reales para dicho periodo de tiempo (línea gris) con un desplazamiento en el tiempo alcanzando los picos máximos del consumo, prediciendo valores con una raíz del error cuadrático medio de 0.59.

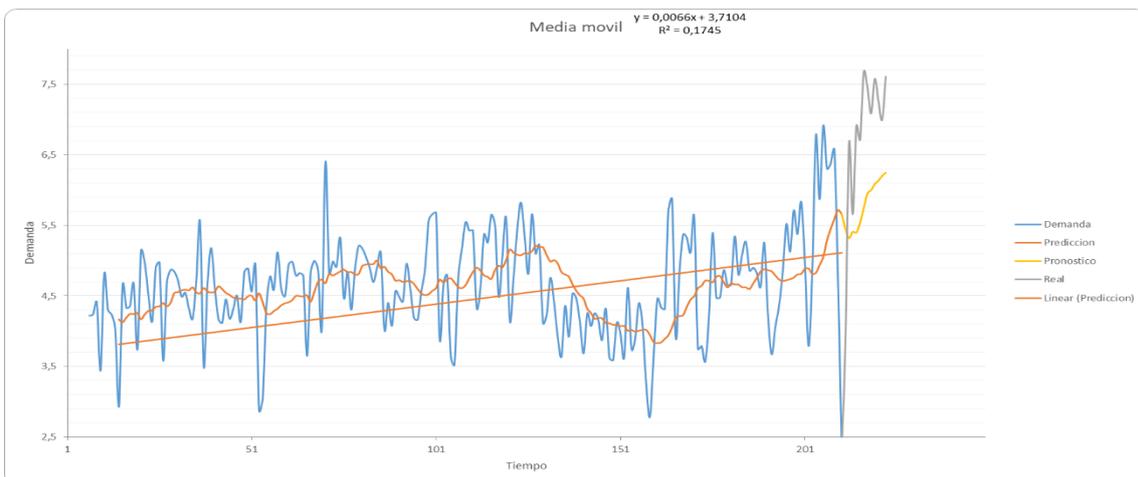
Siendo así este el mejor ajuste del modelo Exponencial Holt para los diferentes arreglos de datos en crudo.

### 3.3. Medias móviles (14)



**Figura 33, Modelo Media móvil (14) para el bisulfito con los datos en crudo.**

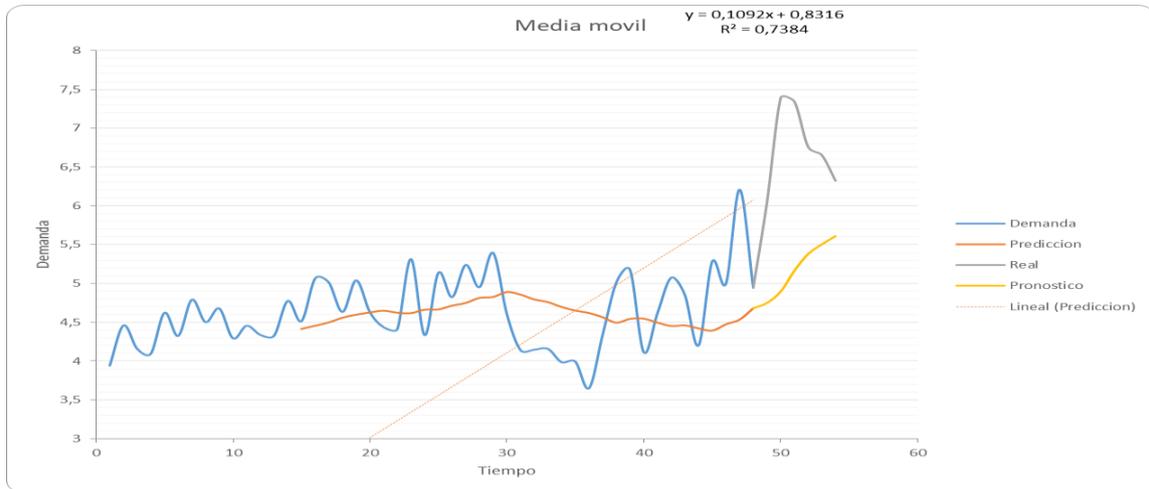
Realizando el modelo de Media móvil promediando 14 días, en la serie temporal de bisulfito sin filtrar los datos y sin agruparlos (en crudo) se puede encontrar que el modelo explica en un 38.52% la varianza del sistema, con una raíz del error cuadrático medio igual a 1,39, en donde si se observa la figura 33, se puede concluir que el pronóstico para los próximos consumos (línea amarilla) no se ajusta a los valores reales para dicho periodo de tiempo (línea gris). La predicción no logra alcanzar los picos máximos y mínimos del consumo real, prediciendo valores con una raíz del error cuadrático medio de 2.71.



**Figura 34, Modelo Media móvil (14) para el bisulfito con los datos en crudo agrupados por semanas.**

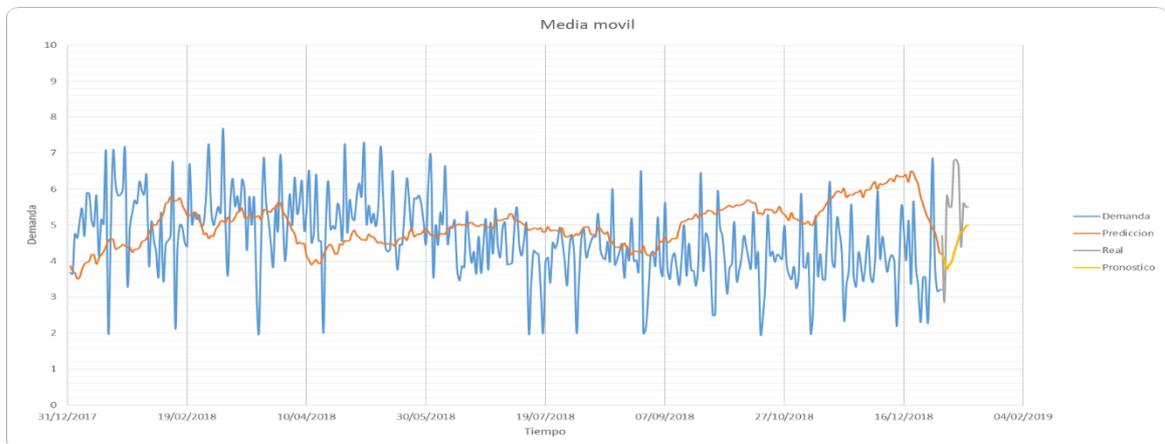
Realizando el modelo de Media móvil promediando 14 semanas, en la serie temporal de bisulfito sin filtrar los datos y agrupados por semanas, se puede encontrar que el modelo explica en un 17.45% la varianza del sistema, con una raíz del error cuadrático

medio igual a 0.69, en donde si se observa la figura 34, se puede concluir que el pronóstico para los próximos consumos (línea amarilla) no se ajusta a los valores reales para dicho periodo de tiempo (línea gris). La predicción no logra alcanzar los picos máximos y mínimos del consumo real, prediciendo valores con una raíz del error cuadrático medio de 1.34.



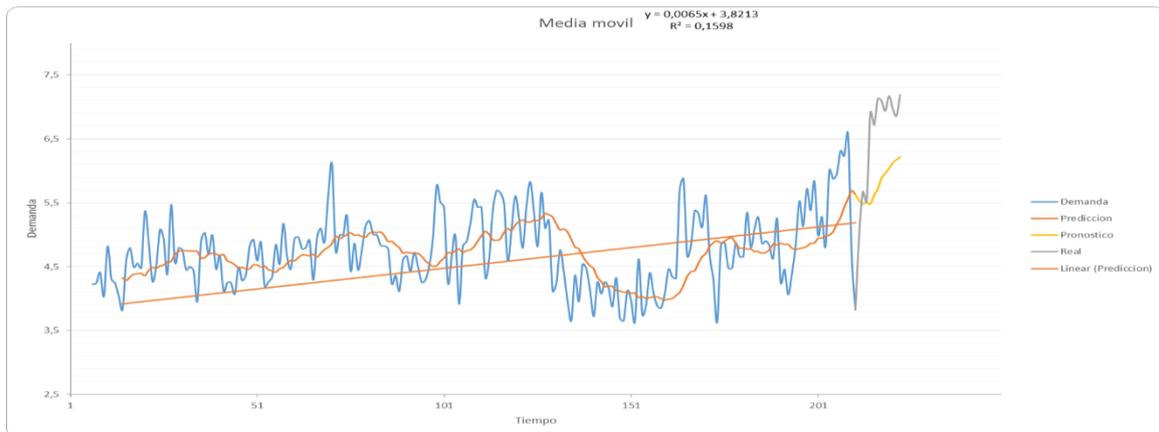
**Figura 35, Modelo Media móvil (14) para el bisulfito con los datos en crudo agrupados por meses.**

Realizando el modelo de Media móvil promediando 14 meses, en la serie temporal de bisulfito sin filtrar los datos y agrupados por meses, se puede encontrar que el modelo explica en un 73.84% la varianza del sistema, aumenta la bondad de ajuste en un 35.32% si se le compara con el modelo con los datos sin agrupar y en un 56.39% si se le compara con el modelo con los datos agrupados por semanas, con una raíz del error cuadrático medio igual a 0.57, en donde si se observa la figura 35, se puede concluir que el pronóstico para los próximos consumos (línea amarilla) no se ajusta a los valores reales para dicho periodo de tiempo (línea gris). La predicción no logra alcanzar los picos máximos y mínimos del consumo real, prediciendo valores con una raíz del error cuadrático medio de 1.65.



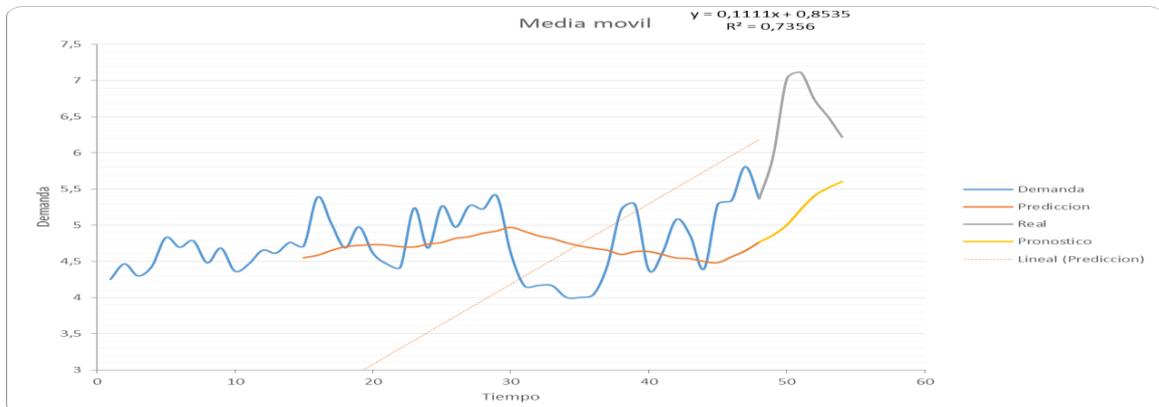
**Figura 36, Modelo Media móvil (14) para el bisulfito con los datos filtrados.**

Realizando el modelo de Media móvil promediando 14 días, en la serie temporal de bisulfito filtrando los datos y sin agruparlos, se puede encontrar que el modelo explica en un 47.62% la varianza del sistema, con una raíz del error cuadrático medio igual a 0.99, en donde si se observa la figura 36, se puede concluir que el pronóstico para los próximos consumos (línea amarilla) no se ajusta a los valores reales para dicho periodo de tiempo (línea gris). La predicción no logra alcanzar los picos máximos y mínimos del consumo real, prediciendo valores con una raíz del error cuadrático medio de 1.54. En donde el trabajo de filtrar los datos proporciona un porcentaje de mejoras al modelo cuando se le compara con el mismo modelo con los datos originales sin filtrarlos.



**Figura 37, Modelo Media móvil (14) para el bisulfito con los datos filtrados y agrupados por semanas.**

Realizando el modelo de Media móvil promediando 14 semanas, en la serie temporal de bisulfito filtrando los datos y agrupados por semanas, se puede encontrar que el modelo explica en un 15.98% la varianza del sistema, con una raíz del error cuadrático medio igual a 0.53, en donde si se observa la figura 37, se puede concluir que el pronóstico para los próximos consumos (línea amarilla) no se ajusta a los valores reales para dicho periodo de tiempo (línea gris). La predicción no logra alcanzar los picos máximos y mínimos del consumo real, prediciendo valores con una raíz del error cuadrático medio de 0.98.

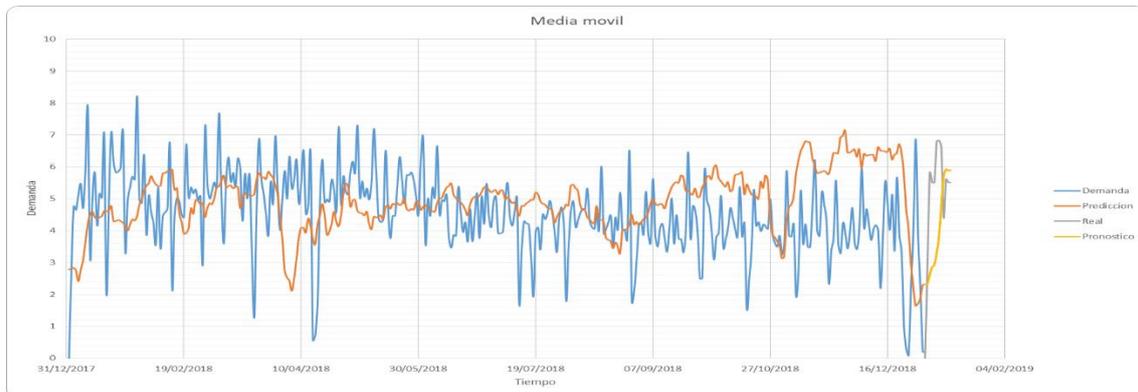


**Figura 38, Modelo Media móvil (14) para el bisulfito con los datos filtrados y agrupados por meses.**

Realizando el modelo de Media móvil promediando 14 meses, en la serie temporal de bisulfito filtrando los datos y agrupados por meses, se puede encontrar que el modelo explica en un 73.56% la varianza del sistema, aumenta la bondad de ajuste en un 25.94% si se le compara con el modelo con los datos sin agrupar y en un 57.58% si se le compara con el modelo con los datos agrupados por semanas, con una raíz del error cuadrático medio igual a 0.53, en donde si se observa la figura 38, se puede concluir que el pronóstico para los próximos consumos (línea amarilla) no se ajusta a los valores reales para dicho periodo de tiempo (línea gris). La predicción no logra alcanzar los picos máximos y mínimos del consumo real, prediciendo valores con una raíz del error cuadrático medio de 1.41.

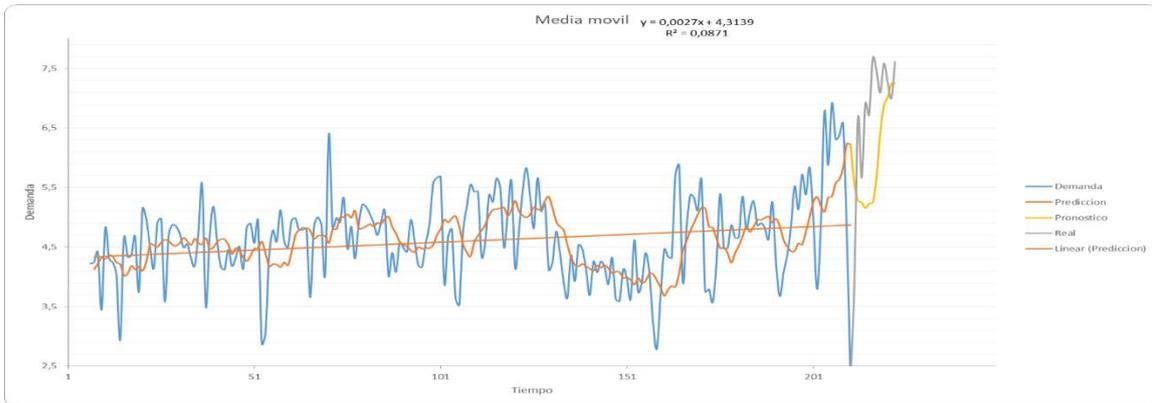
Siendo el mejor arreglo de los datos, para obtener con el actual modelo predicciones más precisas, la disposición de los datos filtrados agrupados por semanas, aunque este no presente la mejor bondad de ajuste.

### 3.4. Medias móviles (7)



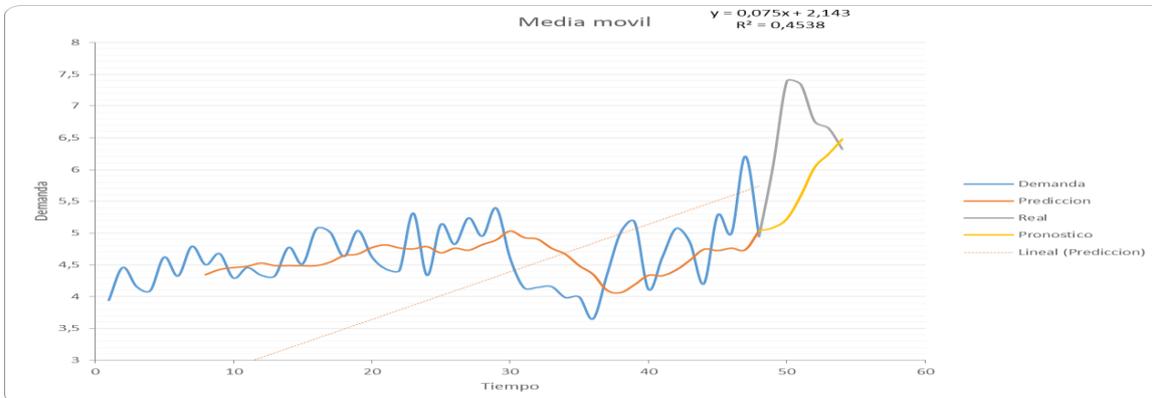
**Figura 39, Modelo Media móvil (7) para el bisulfito con los datos en crudo.**

Realizando el modelo de Media móvil promediando 7 días, en la serie temporal de bisulfito sin filtrar los datos y sin agruparlos (en crudo) se puede encontrar que el modelo explica en un 29.46% la varianza del sistema, con una raíz del error cuadrático medio igual a 1,41, en donde si se observa la figura 39, se puede concluir que el pronóstico para los próximos consumos (línea amarilla) no se ajusta a los valores reales para dicho periodo de tiempo (línea gris). La predicción no logra alcanzar los picos máximos y mínimos del consumo real, prediciendo con una raíz del error cuadrático medio de 2.17.



**Figura 40, Modelo Media móvil (7) para el bisulfito con los datos en crudo agrupados por semanas.**

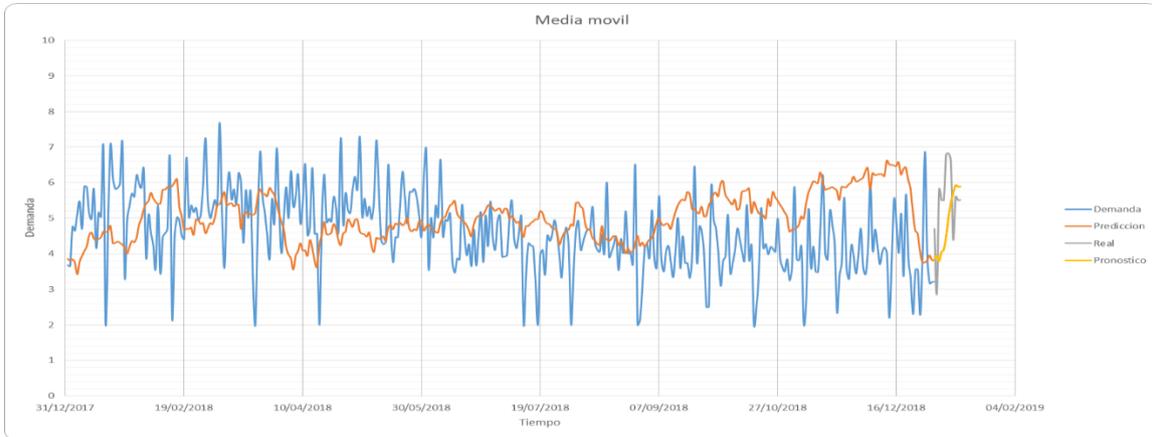
Realizando el modelo de Media móvil promediando 7 semanas, en la serie temporal de bisulfito sin filtrar los datos y agrupados por semanas se puede encontrar que el modelo mejora la bondad de ajuste en un 8.71%, con una raíz del error cuadrático medio igual a 0.70, en donde si se observa la figura 40, se puede concluir que el pronóstico para los próximos consumos (línea amarilla) no se ajusta a los valores reales para dicho periodo de tiempo (línea gris). La predicción no logra alcanzar los picos máximos y mínimos del consumo real, prediciendo valores con una raíz del error cuadrático medio de 1.31.



**Figura 41, Modelo Media móvil (7) para el bisulfito con los datos en crudo agrupados por meses.**

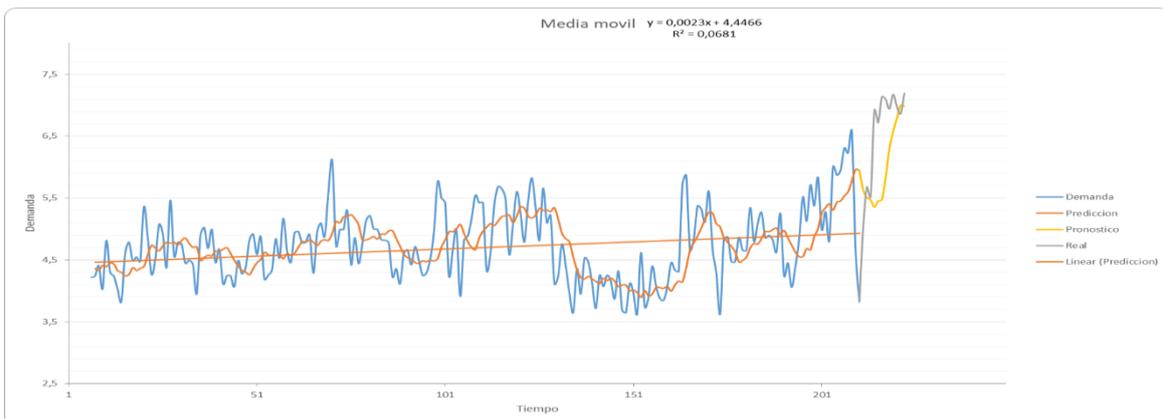
Realizando el modelo de Media móvil promediando 7 meses, en la serie temporal de bisulfito sin filtrar los datos y agrupados por semanas se puede encontrar que el modelo mejora la bondad de ajuste en un 45.38%, aumenta la bondad de ajuste en un 15.92% si se le compara con el modelo con los datos sin agrupar y en un 36.67% si se le compara con el modelo con los datos agrupados por semanas, con una raíz del error cuadrático medio igual a 0.51, en donde si se observa la figura 41, se puede concluir que el pronóstico para los próximos consumos (línea amarilla) no se ajusta a los valores reales para dicho periodo de tiempo (línea gris). La predicción no logra alcanzar los

picos máximos y mínimos del consumo real, prediciendo valores con una raíz del error cuadrático medio de 1.26.



**Figura 42, Modelo Media móvil (7) para el bisulfito con los datos filtrados.**

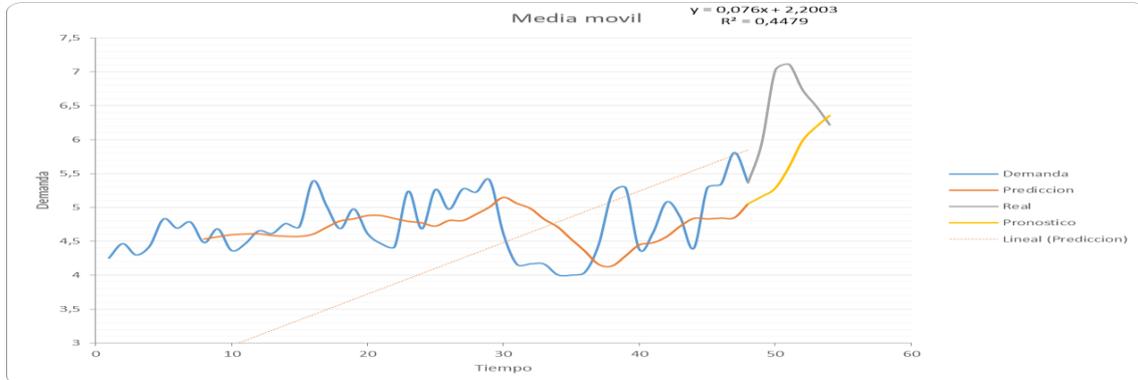
Realizando el modelo de Media móvil promediando 7 días, en la serie temporal de bisulfito filtrando los datos y sin agruparlos, se puede encontrar que el modelo explica en un 41.32% la varianza del sistema, con una raíz del error cuadrático medio igual a 1.01, en donde si se observa la figura 42, se puede concluir que el pronóstico para los próximos consumos (línea amarilla) no se ajusta a los valores reales para dicho periodo de tiempo (línea gris). La predicción no logra alcanzar los picos máximos y mínimos del consumo real, prediciendo valores con una raíz del error cuadrático medio de 1.36. En donde el trabajo de filtrar los datos proporciona un porcentaje de mejora al modelo cuando se le compara con el mismo modelo con los datos originales sin filtrarlos.



**Figura 43, Modelo Media móvil (7) para el bisulfito con los datos filtrados y agrupados por semanas.**

Realizando el modelo de Media móvil promediando 7 semanas, en la serie temporal de bisulfito filtrando los datos y agrupándolos por semanas se puede encontrar que el modelo mejora la bondad de ajuste en un 6.81%, con una raíz del error cuadrático medio igual a 0.50, en donde si se observa la figura 43, se puede concluir que el pronóstico

para los próximos consumos (línea amarilla) no se ajusta a los valores reales para dicho periodo de tiempo (línea gris). La predicción no logra alcanzar los picos máximos y mínimos del consumo real, prediciendo valores con una raíz del error cuadrático medio de 0.90.

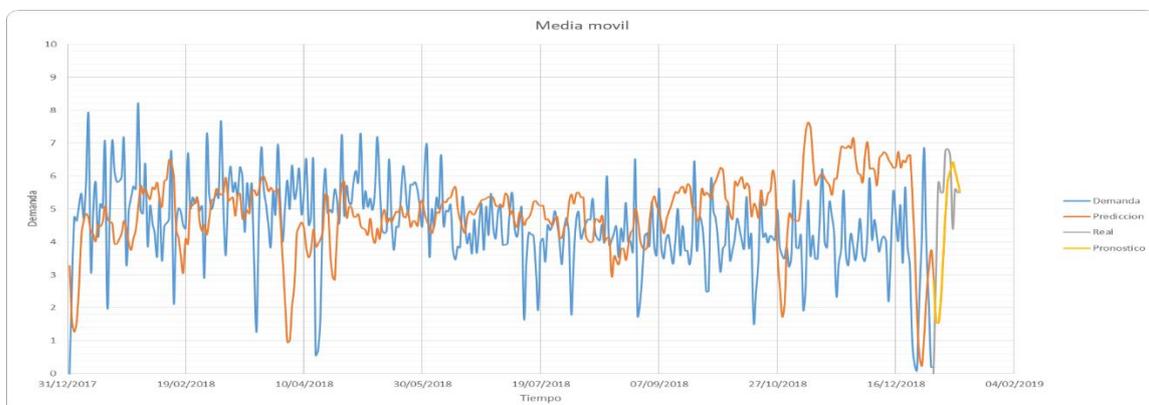


**Figura 44, Modelo Media móvil (7) para el bisulfito con los datos filtrados y agrupados por meses.**

Realizando el modelo de Media móvil promediando 7 meses, en la serie temporal de bisulfito filtrando los datos y agrupándolos por semanas se puede encontrar que el modelo mejora la bondad de ajuste en un 44.79%, aumenta la bondad de ajuste en un 3.47% si se le compara con el modelo con los datos sin agrupar y en un 37.98% si se le compara con el modelo con los datos agrupados por semanas, con una raíz del error cuadrático medio igual a 0.53, en donde si se observa la figura 44, se puede concluir que el pronóstico para los próximos consumos (línea amarilla) no se ajusta a los valores reales para dicho periodo de tiempo (línea gris). La predicción no logra alcanzar los picos máximos y mínimos del consumo real, prediciendo con una raíz del error cuadrático medio de 1.41.

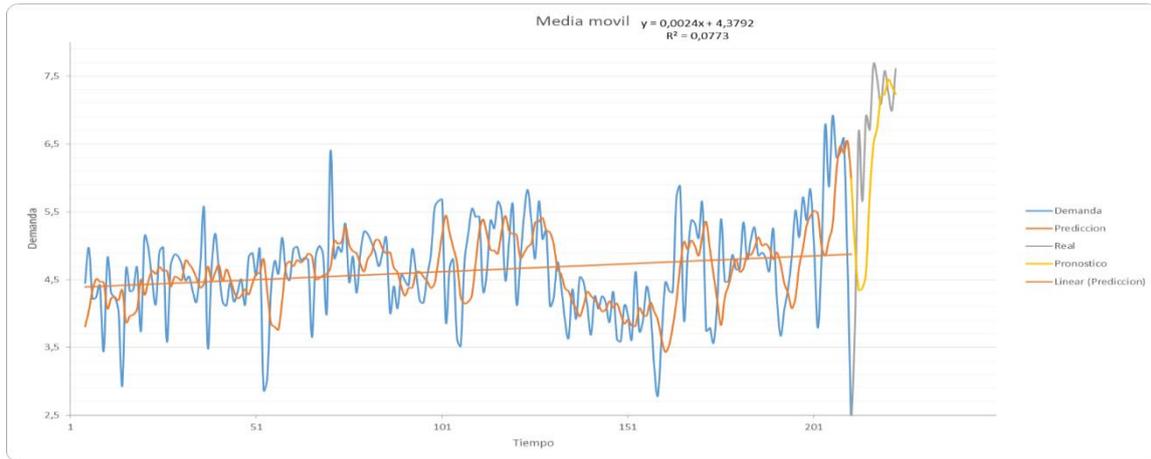
Siendo el mejor arreglo de los datos, para obtener con el actual modelo predicciones más precisas, la disposición de los datos filtrados agrupados por semanas, aunque este no presente la mejor bondad de ajuste.

### 3.5. Medias móviles (4)



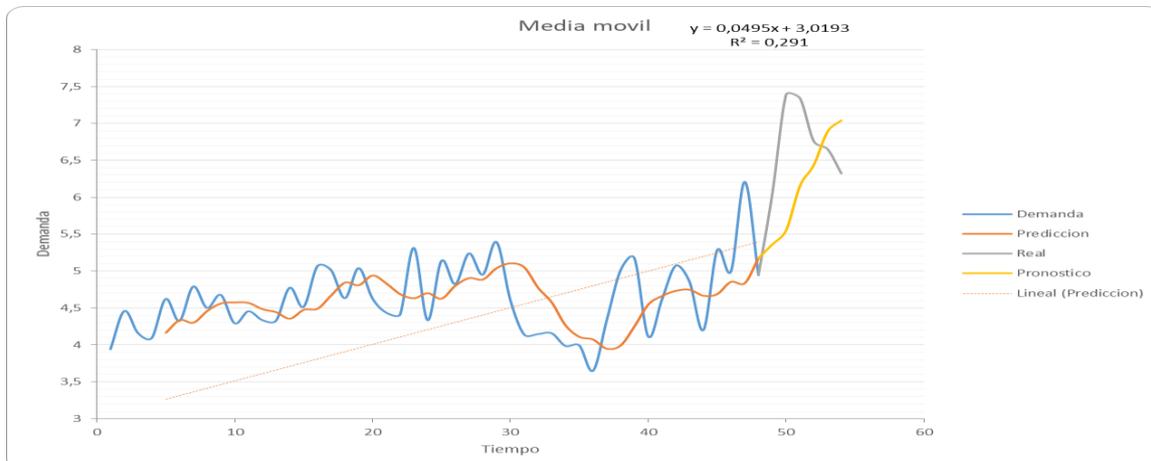
**Figura 45, Modelo Media móvil (4) para el bisulfito con los datos en crudo.**

Realizando el modelo de Media móvil promediando 4 días, en la serie temporal de bisulfito sin filtrar los datos y sin agruparlos (en crudo) se puede encontrar que el modelo explica en un 21.65% la varianza del sistema, con una raíz del error cuadrático medio igual a 1.50, en donde si se observa la figura 45, se puede concluir que el pronóstico para los próximos consumos (línea gris) no se ajusta a los valores reales para dicho periodo de tiempo (línea amarilla). La predicción logra alcanzar los picos máximos y mínimos del consumo real, prediciendo valores con una raíz del error cuadrático medio de 2.07.



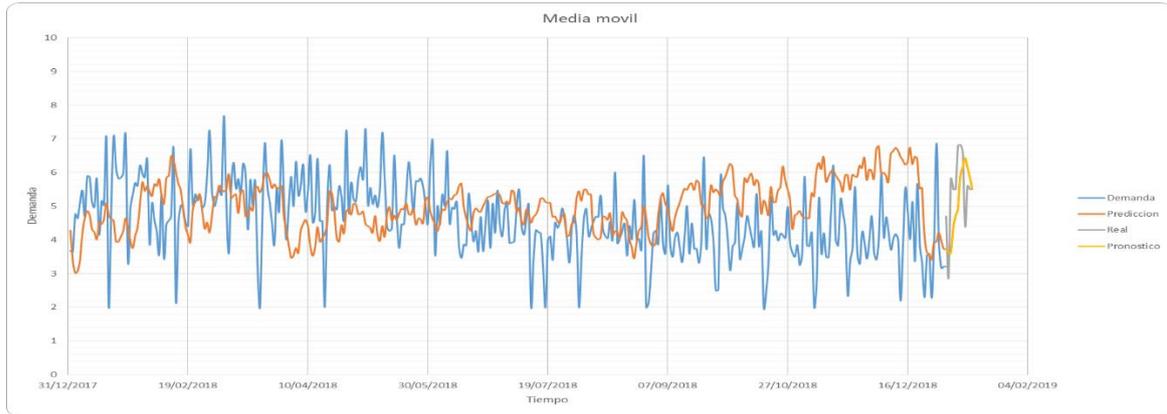
**Figura 46, Modelo Media móvil (4) para el bisulfito con los datos en crudo agrupados por semanas.**

Realizando el modelo de Media móvil promediando 4 semanas, en la serie temporal de bisulfito sin filtrar los datos y agrupados por semanas se puede encontrar que el modelo explica en un 7.73% la varianza del sistema, con una raíz del error cuadrático medio igual a 0.70, en donde si se observa la figura 46, se puede concluir que el pronóstico para los próximos consumos (línea amarilla) no se ajusta a los valores reales para dicho periodo de tiempo (línea gris). La predicción logra alcanzar los picos máximos y mínimos del consumo real, prediciendo valores con una raíz del error cuadrático medio de 1.19.



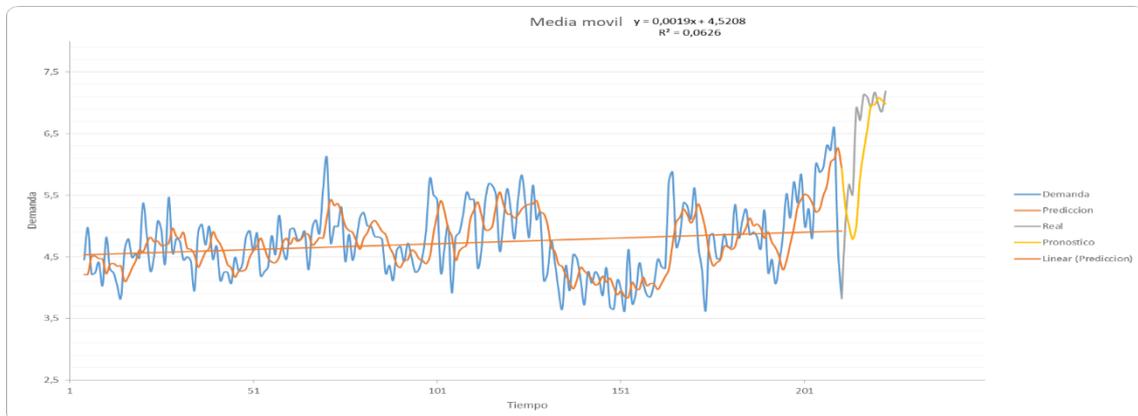
**Figura 47, Modelo Media móvil (4) para el bisulfito con los datos en crudo agrupados por meses.**

Realizando el modelo de Media móvil promediando 4 meses, en la serie temporal de bisulfito sin filtrar los datos y agrupados por semanas se puede encontrar que el modelo explica en un 29.1% la varianza del sistema, aumenta la bondad de ajuste en un 7.45% si se le compara con el modelo con los datos sin agrupar y en un 21.37% si se le compara con el modelo con los datos agrupados por semanas, con una raíz del error cuadrático medio igual a 0.47, en donde si se observa la figura 47, se puede concluir que el pronóstico para los próximos consumos (línea amarilla) no se ajusta a los valores reales para dicho periodo de tiempo (línea gris). La predicción no logra alcanzar los picos máximos y mínimos del consumo real, prediciendo con una raíz del error cuadrático medio de 1.



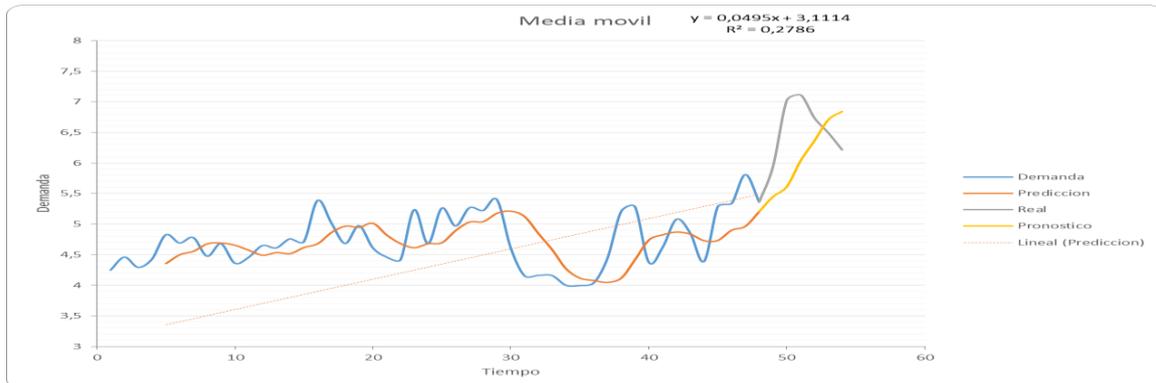
**Figura 48, Modelo Media móvil (4) para el bisulfito con los datos filtrados.**

Realizando el modelo de Media móvil promediando 4 días, en la serie temporal de bisulfito filtrando los datos y sin agruparlos, se puede encontrar que el modelo explica en un 34.13% la varianza del sistema, con una raíz del error cuadrático medio igual a 1.07, en donde si se observa la figura 48, se puede concluir que el pronóstico para los próximos consumos (línea amarilla) no se ajusta a los valores reales para dicho periodo de tiempo (línea gris). La predicción logra alcanzar los picos máximos y mínimos del consumo real, prediciendo valores con una raíz del error cuadrático medio de 1.21. En donde el trabajo de filtrar los datos proporciona un porcentaje de mejora al modelo cuando se le compara con el mismo modelo con los datos originales sin filtrarlos.



**Figura 49, Modelo Media móvil (4) para el bisulfito con los datos filtrados y agrupados por semanas.**

Realizando el modelo de Media móvil promediando 4 semanas, en la serie temporal de bisulfito filtrando los datos y agrupándolos por semanas se puede encontrar que el modelo explica en un 6.26% la varianza del sistema, con una raíz del error cuadrático medio igual a 0.50, en donde si se observa la figura 49, se puede concluir que el pronóstico para los próximos consumos (línea amarilla) no se ajusta a los valores reales para dicho periodo de tiempo (línea gris). La predicción logra alcanzar los picos máximos y mínimos del consumo real, prediciendo con una raíz del error cuadrático medio de 0.75.

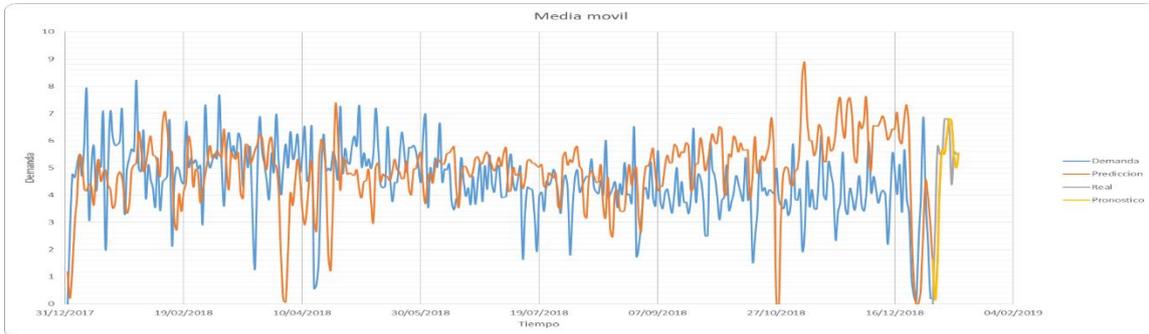


**Figura 50, Modelo Media móvil (4) para el bisulfito con los datos filtrados y agrupados por meses**

Realizando el modelo de Media móvil promediando 4 meses, en la serie temporal de bisulfito filtrando los datos y agrupándolos por meses se puede encontrar que el modelo explica en un 27.86% la varianza del sistema, disminuyendo la bondad de ajuste en un 6.27% si se le compara con el modelo con los datos sin agrupar y aumentando en un 21.6% si se le compara con el modelo con los datos agrupados por semanas, con una raíz del error cuadrático medio igual a 0.43, en donde si se observa la figura 50, se puede concluir que el pronóstico para los próximos consumos (línea amarilla) no se ajusta a los valores reales para dicho periodo de tiempo (línea gris). La predicción no logra alcanzar los picos máximos y mínimos del consumo real, prediciendo valores por debajo de la media para todos los instantes de tiempo con una raíz del error cuadrático medio de 0.81.

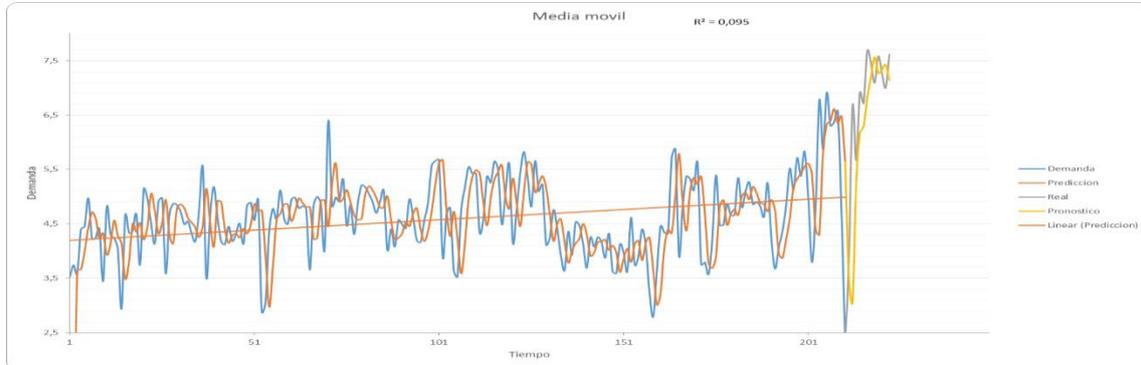
Siendo el mejor arreglo de los datos, para obtener con el actual modelo predicciones más precisas, la disposición de los datos filtrados agrupados por semanas, aunque este no presente la mejor bondad de ajuste.

### 3.6. Medias móviles (2)



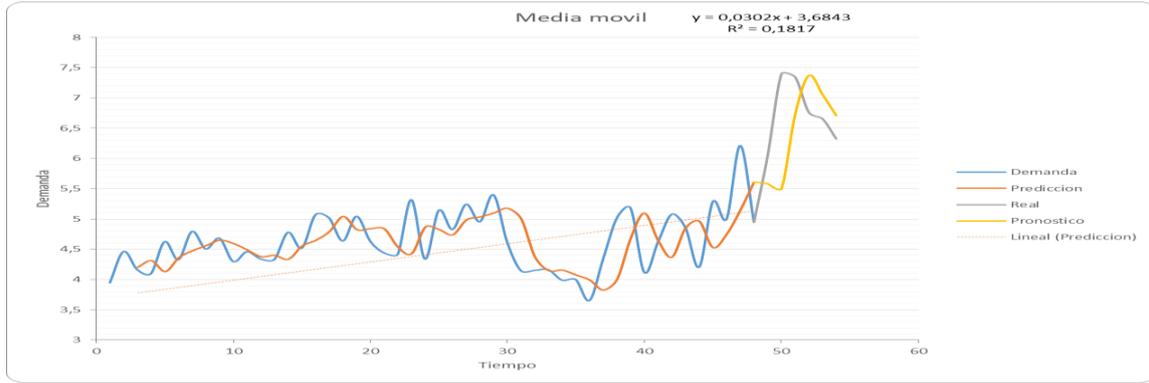
**Figura 51, Modelo Media móvil (2) para el bisulfito con los datos en crudo.**

Realizando el modelo de Media móvil promediando 2 días, en la serie temporal de bisulfito sin filtrar los datos y sin agruparlos (en crudo) se puede encontrar que el modelo explica en un 14.68% la varianza del sistema, con una raíz del error cuadrático medio igual a 1.56, en donde si se observa la figura 51, se puede concluir que el pronóstico para los próximos consumos (línea gris) no se acerca a los valores reales para dicho periodo de tiempo (línea amarilla). La predicción logra alcanzar los picos máximos y mínimos del consumo real, prediciendo con una raíz del error cuadrático medio de 1.79.



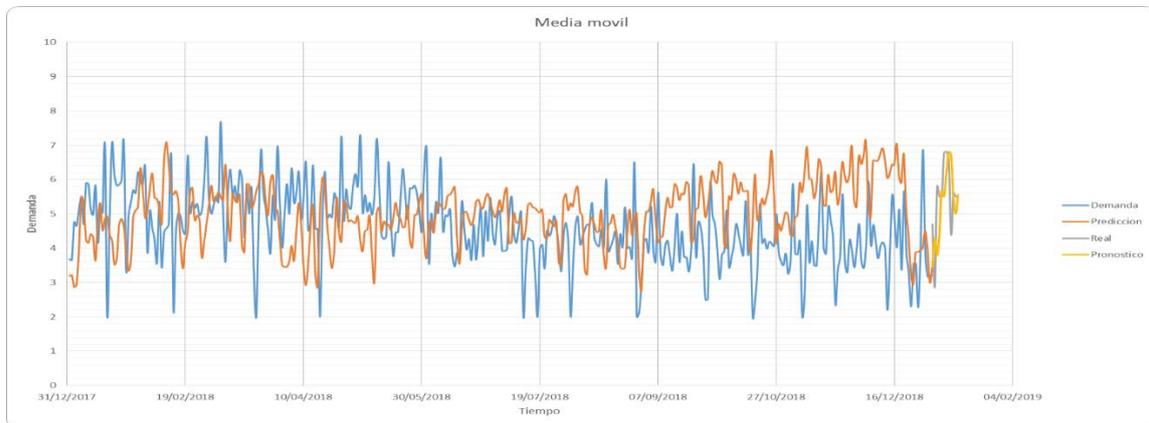
**Figura 52, Modelo Media móvil (2) para el bisulfito con los datos en crudo agrupados por semanas.**

Realizando el modelo de Media móvil promediando 2 días, en la serie temporal de bisulfito sin filtrar los datos y agrupados por semanas se puede encontrar que el modelo explica en un 9.5% la varianza del sistema, con una raíz del error cuadrático medio igual a 0.72, en donde si se observa la figura 52, se puede concluir que el pronóstico para los próximos consumos (línea amarilla) no se ajusta a los valores reales para dicho periodo de tiempo (línea gris). La predicción logra alcanzar los picos máximos y mínimos del consumo real, prediciendo con una raíz del error cuadrático medio de 1.14.



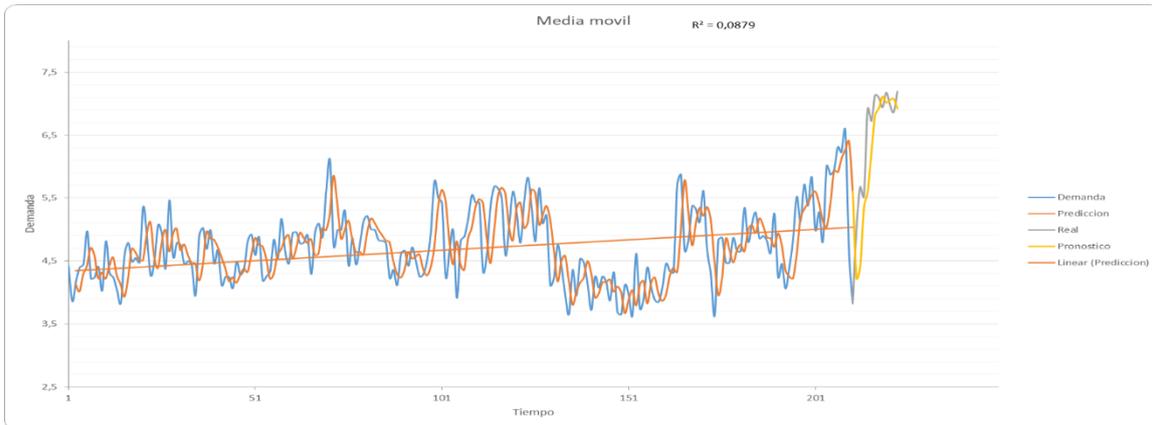
**Figura 53, Modelo Media móvil (2) para el bisulfito con los datos en crudo agrupados por meses.**

Realizando el modelo de Media móvil promediando 2 meses, en la serie temporal de bisulfito sin filtrar los datos y agrupándolos por meses, se puede encontrar que el modelo explica en un 27.86% la varianza del sistema, disminuyendo la bondad de ajuste en un 6.27% si se le compara con el modelo con los datos sin agrupar y aumentando en un 21.6% si se le compara con el modelo con los datos agrupados por semanas, con una raíz del error cuadrático medio igual a 0.46, en donde si se observa la figura 53, se puede concluir que el pronóstico para los próximos consumos (línea amarilla) no se ajusta a los valores reales para dicho periodo de tiempo (línea gris). La predicción logra alcanzar los picos máximos y mínimos del consumo real pero desplazados en el tiempo, prediciendo con una raíz del error cuadrático medio de 0.90



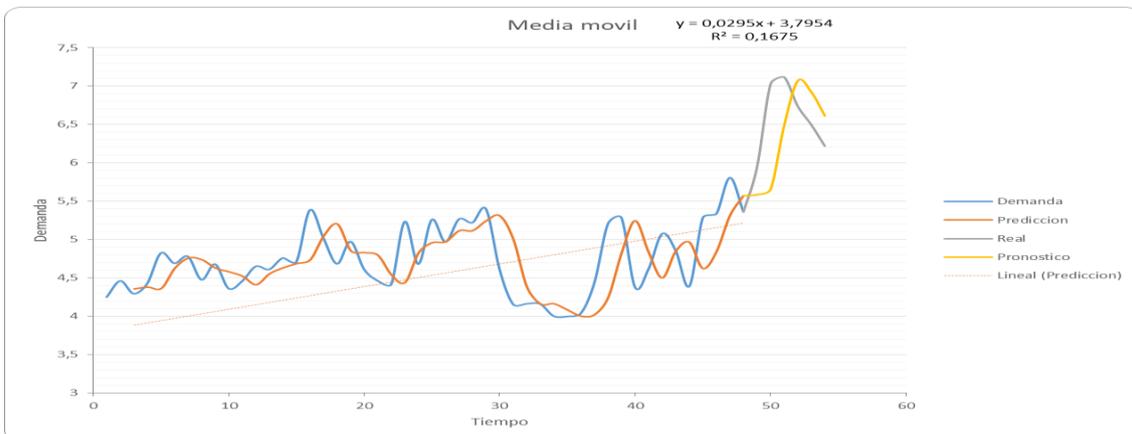
**Figura 54, Modelo Media móvil (2) para el bisulfito con los datos filtrados.**

Realizando el modelo de Media móvil promediando 2 días, en la serie temporal de bisulfito filtrando los datos y sin agruparlos, se puede encontrar que el modelo explica en un 24.97% la varianza del sistema, con una raíz del error cuadrático medio igual a 1.14, en donde si se observa la figura 54, se puede concluir que el pronóstico para los próximos consumos (línea gris) no se ajusta a los valores reales para dicho periodo de tiempo (línea amarilla). La predicción logra alcanzar los picos máximos y mínimos del consumo real, prediciendo con una raíz del error cuadrático medio de 1.18. En donde el trabajo de filtrar los datos proporciona un porcentaje de mejora al modelo cuando se le compara con el mismo modelo con los datos originales sin filtrarlos.



**Figura 55, Modelo Media móvil (2) para el bisulfito con los datos en filtrados agrupados por semanas.**

Realizando el modelo de Media móvil promediando 2 días, en la serie temporal de bisulfito filtrando los datos y agrupándolos por semanas se puede encontrar que el modelo explica en un 8.79% la varianza del sistema con una raíz del error cuadrático medio igual a 0.49, en donde si se observa la figura 55. se puede concluir que el pronóstico para los próximos consumos (línea amarilla) no se ajusta a los valores reales para dicho periodo de tiempo (línea gris). La predicción logra alcanzar los picos máximos y mínimos del consumo real, prediciendo valores con una raíz del error cuadrático medio de 0.61.



**Figura 56, Modelo Media móvil (2) para el bisulfito con los datos filtrados y agrupados por meses.**

Realizando el modelo de Media móvil promediando 2 meses, en la serie temporal de bisulfito filtrando los datos y agrupándolos por meses, se puede encontrar que el modelo explica en un 14.68% la varianza del sistema, disminuyendo la bondad de ajuste en un 10.29% si se le compara con el modelo con los datos sin agrupar y aumentando en un 8.79% si se le compara con el modelo con los datos agrupados por semanas, con una

raíz del error cuadrático medio igual a 0.41, en donde si se observa la figura 56, se puede concluir que el pronóstico para los próximos consumos (línea amarilla) se ajusta a los valores reales para dicho periodo de tiempo (línea gris) pero con un porcentaje de desplazamiento en el tiempo. La predicción logra alcanzar los picos máximos del consumo real con una raíz del error cuadrático medio de 0.69.

Siendo el mejor arreglo de los datos para obtener con el actual modelo predicciones más precisas, el arreglo en agrupación por semanas con los datos filtrados.

# IV Selección del Modelo

## 1. Comparación de modelos

		Suavizado exponencial	Holt	MA(14)	MA(7)	MA(4)	MA(2)	
Entrenamiento	Crudos sin agrupar	0,902	0,886	0,018	0,927	0,994	1,055	MAD
		79%	80%	84%	79%	77%	60%	MAPE
		1,389	1,383	1,390	1,414	1,501	1,555	RMSE
	Crudos agrupado x semana	0,504	0,487	0,526	0,508	0,513	0,527	MAD
		12%	11%	12%	12%	12%	12%	MAPE
		0,687	0,672	0,695	0,703	0,704	0,716	RMSE
Crudos agrupado x mes	0,411	0,391	0,473	0,420	0,369	0,349	MAD	
	9%	8%	10%	9%	8%	7%	MAPE	
	0,524	0,465	0,571	0,515	0,466	0,461	RMSE	
Predicción	Crudos sin agrupar	1,771	1,891	2,349	1,837	1,650	1,265	MAD
		26%	28%	35%	28%	27%	24%	MAPE
		2,084	2,206	2,709	2,169	2,069	1,787	RMSE
	Crudos agrupado x semana	0,667	0,740	1,271	1,101	0,940	0,700	MAD
		10%	12%	19%	17%	15%	11%	MAPE
		1,021	1,014	1,337	1,312	1,187	1,139	RMSE
Crudos agrupado x mes	0,622	0,885	1,537	1,032	0,833	0,730	MAD	
	9%	11%	22%	15%	12%	10%	MAPE	
	0,776	0,877	1,654	1,256	0,997	0,902	RMSE	

Tabla 5. Cuadro comparativo de los modelos con los diferentes arreglos para los datos en crudo del bisulfito sódico.

		Suavizado exponencial	Holt	MA(14)	MA(7)	MA(4)	MA(2)	
Entrenamiento	Filtrados sin agrupar	0,727	0,715	0,015	0,736	0,789	0,850	MAD
		18%	18%	18%	19%	20%	21%	MAPE
		1,002	0,993	0,990	1,008	1,069	1,141	RMSE
	Filtrados agrupado x semana	0,368	0,369	0,403	0,379	0,380	0,384	MAD
		8%	8%	8%	8%	8%	8%	MAPE
		0,479	0,474	0,529	0,503	0,495	0,495	RMSE
Filtrados agrupado x mes	0,304	0,301	0,452	0,394	0,334	0,290	MAD	
	6%	6%	9%	8%	7%	6%	MAPE	
	0,391	0,384	0,527	0,483	0,426	0,394	RMSE	
Predicción	Filtrados sin agrupar	1,095	1,151	1,335	1,211	1,009	0,928	MAD
		21%	21%	24%	23%	19%	19%	MAPE
		1,271	1,322	1,536	1,362	1,207	1,183	RMSE
	Filtrados agrupado x semana	0,414	0,411	0,876	0,697	0,560	0,450	MAD
		7%	6%	13%	10%	9%	7%	MAPE
		0,573	0,541	0,976	0,898	0,755	0,613	RMSE
Filtrados agrupado x mes	0,452	0,636	1,322	0,874	0,700	0,587	MAD	
	7%	8%	20%	13%	10%	9%	MAPE	
	0,553	0,599	1,413	1,052	0,815	0,691	RMSE	

Tabla 6. Cuadro comparativo de los modelos con los diferentes arreglos para los datos filtrados del bisulfito sódico.

Los modelos son comparados según la raíz cuadrada del error cuadrático medio (RMSE), en donde el límite superior es un RMSE igual a 1,536 ya que este es el que se obtiene con el método de previsión actual. Donde los modelos que estén demarcados con verde son aquellos que mejoran el RMSE actual y los que estén en rojo son lo que no logran mejorar el RMSE del modelo actual. Se observa en la tabla 5 y 6 que el modelo predictivo que tiene una mejor precisión en el pronóstico es el modelo Holt con los datos filtrados y agrupados por semanas, el cual no coincide con el de mayor bondad de ajuste, ya que el modelo Holt en un arreglo de datos filtrados y agrupados por meses presenta un RMSE menor. Se observa que para los modelos Holt, Suavizado exponencial y Media móvil 2 con los datos filtrados y agrupados bien sea por semanas o por meses se consigue

un RMSE de predicción muy semejante entre ellos, inicialmente se parte con el criterio de selección del modelo más sencillo, pero validando los tres modelos nos damos cuenta que el modelo que ajusta sus residuos como ruido blanco es el modelo Holt con los datos filtrados y agrupados en meses.

Este modelo, aunque no sea el más sencillo de los tres, es sencillo de realizar y utilizar, por lo que cualquier persona lo puede manejar, aunque este en periodo de capacitación o no pertenezca al departamento en cuestión, siendo esto un requisito de fundamental cumplimiento a la hora de la selección del modelo.

## 2. Selección del modelo

Periodo	Demanda	Predicción	Error	Error <sup>2</sup>	%Error
49	5,95	5,52	0,43	0,18	7%
50	7,03	5,88	1,15	1,31	16%
51	7,11	6,77	0,34	0,12	5%
52	6,74	7,10	0,36	0,13	5%
53	6,49	6,92	0,43	0,18	7%
54	6,22	6,69	0,47	0,22	8%

**Tabla 7. Tabla de predicciones para el consumo del bisulfito sódico mediante el uso del modelo predictivo Holt con los datos filtrados y agrupados por meses.**

Periodo	Demanda	Predicción	Error	Error <sup>2</sup>	%Error
01/01/2019	4,70	4,19	0,51	0,26	11%
02/01/2019	2,87	4,01	1,14	1,30	40%
03/01/2019	5,80	3,77	2,03	4,12	35%
04/01/2019	5,50	3,89	1,61	2,60	29%
05/01/2019	5,50	3,96	1,55	2,39	28%
06/01/2019	6,79	4,21	2,58	6,68	38%
07/01/2019	6,82	4,42	2,41	5,78	35%
08/01/2019	6,60	4,63	1,98	3,90	30%
09/01/2019	4,40	4,82	0,42	0,18	10%
10/01/2019	5,60	4,85	0,75	0,57	13%
11/01/2019	5,50	4,96	0,54	0,29	10%
12/01/2019	5,50	5,00	0,51	0,26	9%

**Tabla 8. Tabla de predicciones para el consumo del bisulfito mediante el uso del modelo predictivo MA(14) con los datos filtrados sin agrupar (modelo actual de la empresa).**

Se puede observar que al comparar la tabla 7 con la 8 que las predicciones aportadas por el modelo seleccionado son sesgadas a las reales, pero considerablemente menores a las proporcionadas por el modelo actual, en donde si se compara la raíz cuadrada del error cuadrático medio se obtiene una disminución del mismo en un 61%, encontrando que la media de los errores porcentuales en valor absoluto pasa de un 24% a un 8% con este cambio de modelo para realizar las predicciones del consumo del Bisulfito Sódico.

# V Validación del Modelo

## 1. Análisis de los residuos

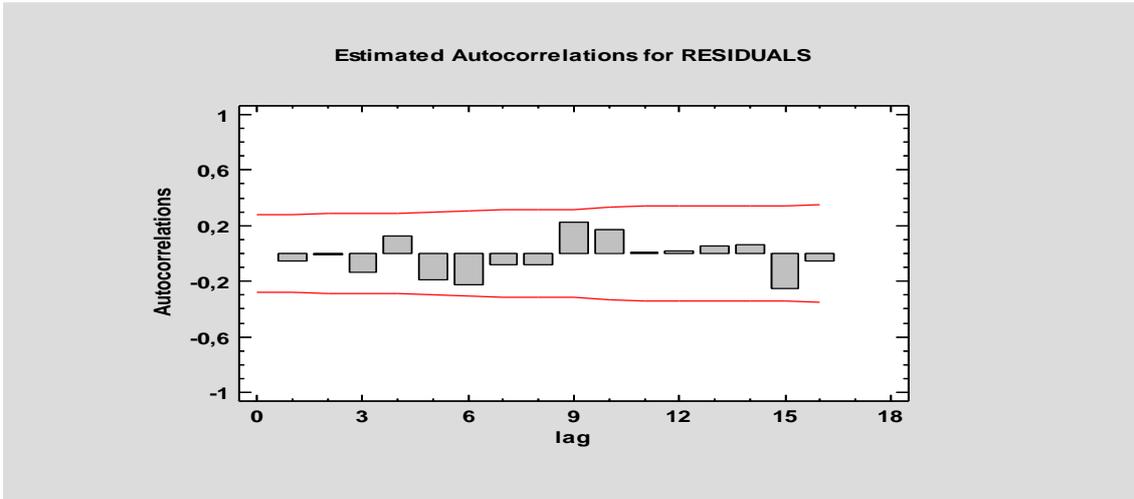


Figura 57. Autocorrelacion de residuos para el modelo Holt.

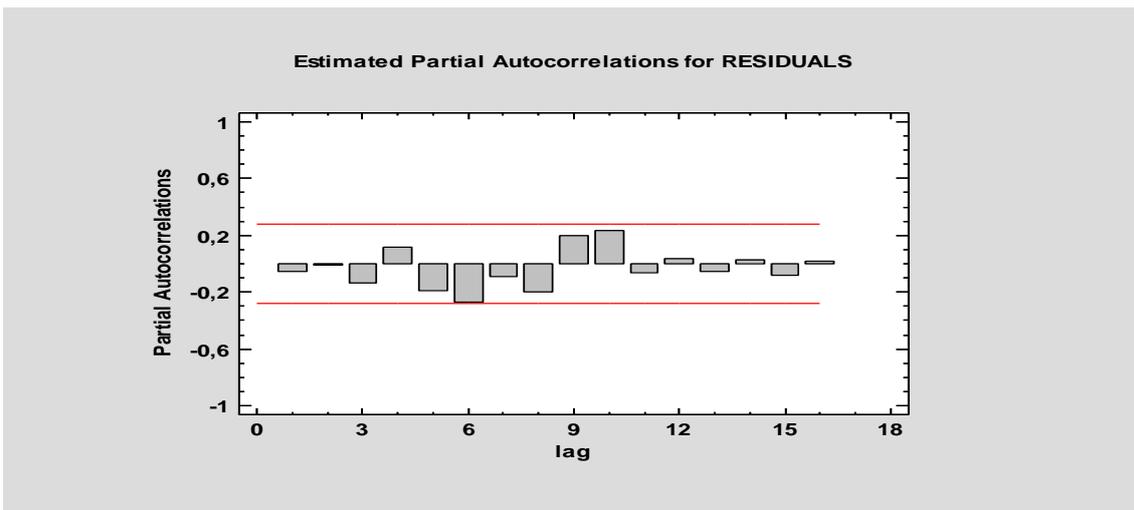


Figura 58. Autocorrelacion parcial de residuos para el modelo Holt.

Como se puede observar en las figuras 57 y 58 en el ACF y PACF el comportamiento de los residuos es semejante al de un ruido blanco, con un nivel de confianza del 95%.

## 2. Media y varianza constante

Modelo	RMSE	RUNS	RUNM	AUTO	MEDIA	VAR
Holt Alpha 0.7 Beta 0.026	0,43695	OK	OK	OK	OK	OK

Tabla 9. Evaluación de la media y varianza del modelo

En la tabla 9 se resume los resultados de cinco pruebas para determinar si el modelo es adecuado para los datos.

Donde:

RUNS = Prueba corridas excesivas arriba y abajo

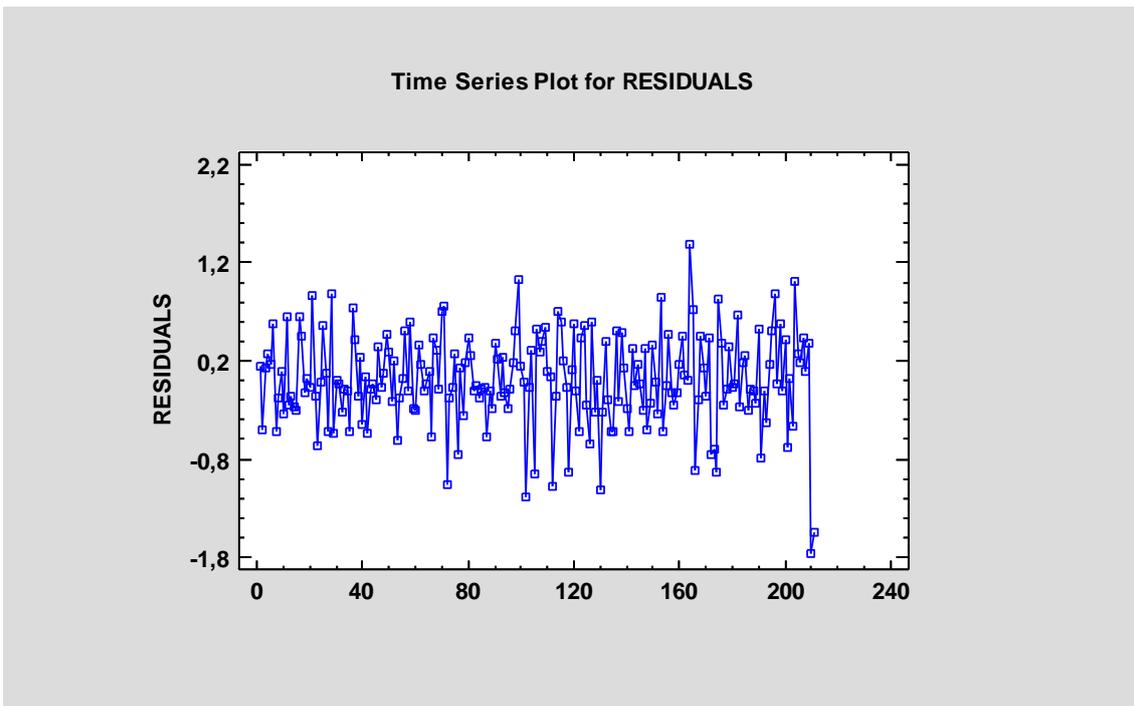
RUNM = Prueba corridas excesivas arriba y abajo de la mediana

AUTO = Prueba de Box-Pierce para autocorrelación excesiva

MEDIA = Prueba para diferencia en medias entre la 1ª mitad y la 2ª mitad

VAR = Prueba para diferencia en varianza entre la 1ª mitad y la 2ª mitad

Un OK significa que el modelo pasa la prueba. Note que el modelo actualmente seleccionado pasa las 5 pruebas. Puesto que ninguna prueba es estadísticamente significativa con un nivel de confianza del 95% o más, el modelo actual probablemente es adecuado para los datos, con media y varianza constante.



**Figura 59. Distribución de los residuos a lo largo del tiempo**

Si observamos el grafico de la distribución de los residuos a lo largo del tiempo, podemos notar que, los mismos fluctúan dentro de banda rectangular lo cual nos permite asumir que la varianza permanece constante.

### 3. Aleatoriedad de los residuos

#### Aleatoriedad de los Residuos

<b>Test de Rachas</b>	
Mediana	0,152133
Nº de corridas arriba y debajo de la mediana	27
Nº esperado de corrida	25
p-Valor	0,661605
Nº de corridas arriba y abajo	34
Nº esperado de corridas	32
p-Valor	0.5223

#### **Residuos incorrelacionados. Test de Box-Pierce**

Valor estad.y nº autocorr.	p-value
13,8266	0,611629

**Tabla 10. Prueba de aleatoriedad de los residuos del modelo Holt.**

En la tabla 10 se han estudiado tres pruebas para determinar si los residuos forman, o no, una secuencia aleatoria de números. Una secuencia de números aleatorios a menudo es llamada ruido blanco, puesto que contiene iguales contribuciones a varias frecuencias. En el Test de Rachas cuenta el número de veces que la secuencia estuvo arriba o abajo de la mediana. El número de tales corridas es igual a 27, comparado con un valor esperado de 25 si la secuencia fuera aleatoria. Luego se cuenta el número de veces que la secuencia ascendió o descendió. El número de tales corridas es igual a 34, comparado con un valor esperado de 32 si la secuencia fuera aleatoria. Por último, la prueba de Box-Pierce que está basada en la suma de cuadrados de los primeros 24 coeficientes de autocorrelación. Puesto que las pruebas son sensibles a diferentes tipos de desviación de un comportamiento aleatorio, y ninguna de ellas falla, sugiere que los residuos son completamente aleatorios, y que el modelo seleccionado captura toda la estructura en los datos.

#### 4. Distribuci3n de los residuos

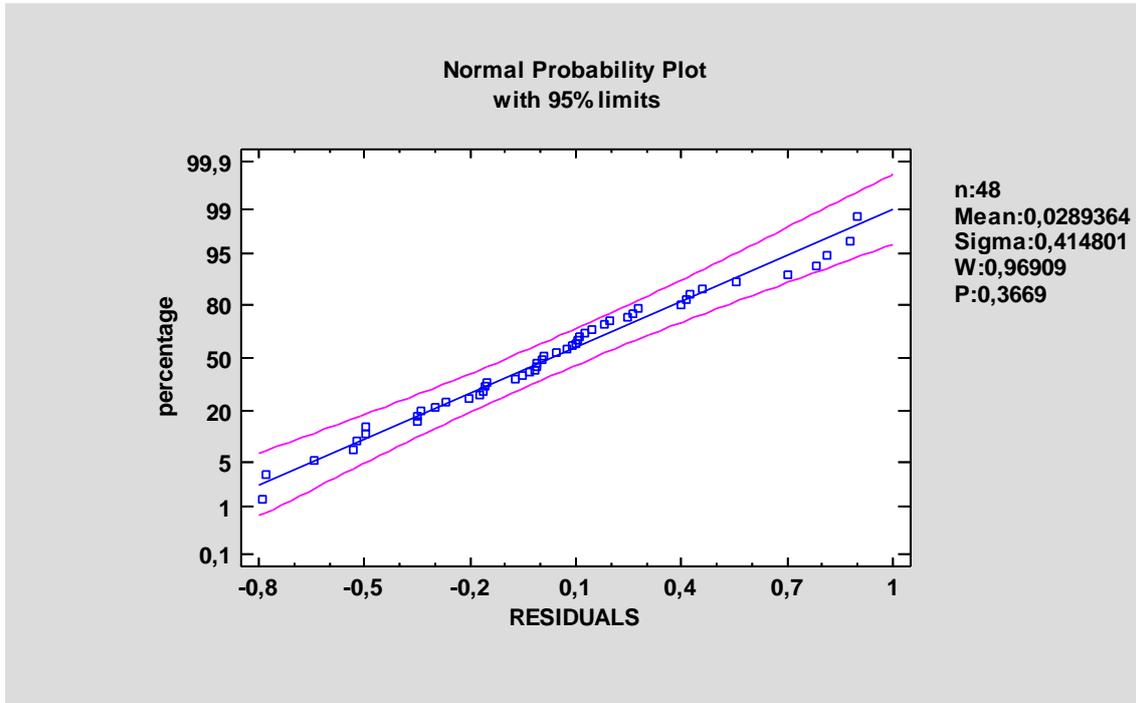


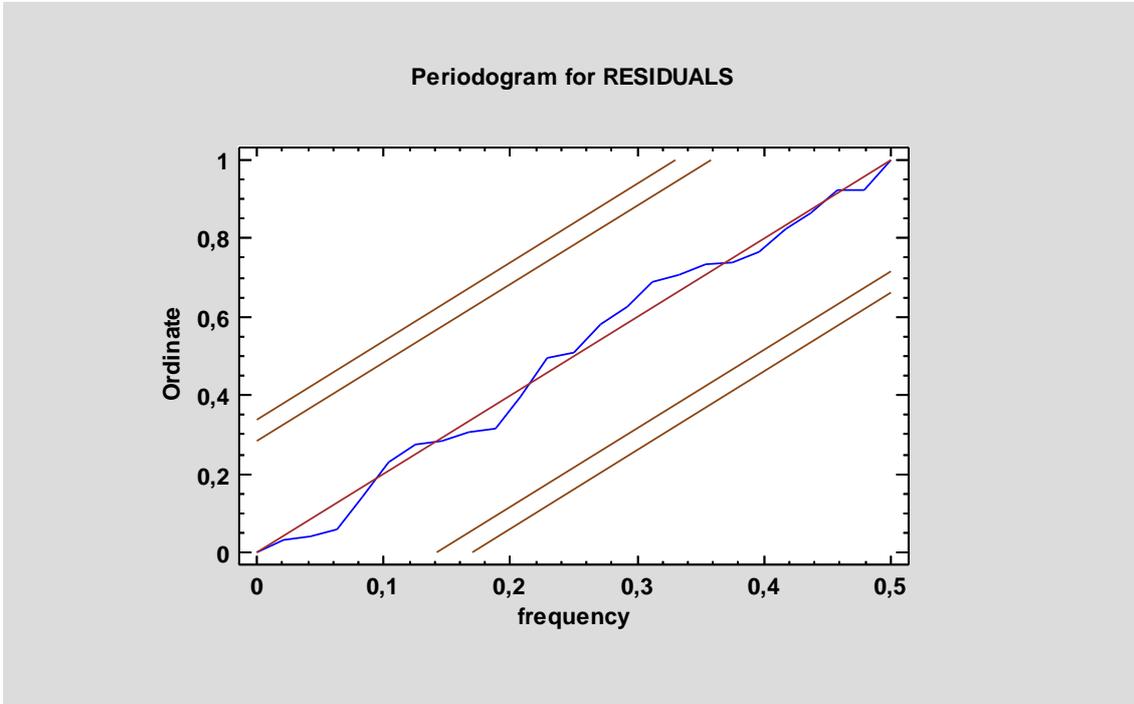
Figura 60 , Estudio de la normalidad de los residuos del modelo Holt.

Basándonos en la figura 60 como los residuos se ajustan aproximadamente a una recta, se asumirá que cuenta con una distribuci3n normal. Vemos que para el percentil 50 el valor que nos da se aproxima a 0, con lo cual se podría decir que la media es nula

Recuento	48
Promedio	0,175665
Mediana	0,152133
Desviaci3n Estándar	0,404318
Coficiente de Variaci3n	230,165%
Mínimo	-0,632683
Máximo	1,01798
Rango	1,65066
Sesgo Estandarizado	0,412506
Curtosis Estandarizada	-0,206215

Tabla 11. Resumen estadístico para los residuos del modelo Holt.

De la tabla 11 podemos concluir que el valor del sesgo estandarizado y de la curtosis se encuentran dentro del rango esperado para datos provenientes una distribución normal (+2, -2).



**Figura 61, Periodograma para los residuos del modelo Holt.**

En la figura 61 podemos ver el periodograma de los residuos para el modelo seleccionado, el cual comprueba la hipótesis de que los residuos de la serie de tiempo es una secuencia de ruido blanco.

Por lo que se acepta y valida el modelo como un estimador de las predicciones para el consumo del bisulfito sódico.

# VI Predicciones por día

Basándonos en el histórico de compra, se determina los siguientes pesos de recurrencia de compra por día:

<i>Bisulfito</i>		
Lunes	47	18%
Martes	55	21%
Miércoles	47	18%
Jueves	61	23%
Viernes	55	21%
Sábado	1	0%
Domingo	0	
	266	

**Tabla 12. Recurrencias de compras por día**

En donde se puede seleccionar como primera estancia el día jueves para hacer las compras del bisulfito sódico, para realizar la asignación de una manera más objetiva, se toma en consideración las siguientes restricciones:

<i>Materia prima</i>	<i>Stock max.ton</i>	<i>días para solicitar</i>	<i>Capacidad x camión</i>
Bisulfito sódico	81,5	2	25
Ácido Clorhídrico	87	15	25
Sosa caustica	76	21	25

**Tabla 13. Restricciones de infraestructura para la compra**

Observando que en promedio la demanda exige la compra de un camión de bisulfito sódico por semana, se puede programar la compra basándonos en las restricciones de infraestructura, en donde se contempla la cantidad máxima de stock, los días que indica el contrato con el proveedor como previos de aviso para surtir el insumo y la capacidad de distribución del insumo por el proveedor por camión en toneladas.

En la tabla 14 se observa según lo indicado por el modelo, que se debe de realizar las compras de 1 camión de capacidad de 28 toneladas los siguientes días:

Mes	Día	Fecha		Stock	Consumo	Compra
49	1	31/12/2018	Lunes	64,37	5,52	0
49	2	01/01/2019	Martes	58,85	5,52	0
49	3	02/01/2019	Miércoles	53,33	5,52	0
49	4	03/01/2019	Jueves	47,82	5,52	0
49	5	04/01/2019	Viernes	42,30	5,52	0
49	6	05/01/2019	Sábado	36,78	5,52	24,5
49	7	06/01/2019	Domingo	55,76	5,52	0
49	8	07/01/2019	Lunes	50,25	5,52	0
49	9	08/01/2019	Martes	44,73	5,52	0
49	10	09/01/2019	Miércoles	39,21	5,52	24,5
49	11	10/01/2019	Jueves	58,19	5,52	0
49	12	11/01/2019	Viernes	52,68	5,52	0
49	13	12/01/2019	Sábado	47,16	5,52	0
49	14	13/01/2019	Domingo	41,64	5,52	0
49	15	14/01/2019	Lunes	36,12	5,52	24,5
49	16	15/01/2019	Martes	55,11	5,52	0
49	17	16/01/2019	Miércoles	49,59	5,52	0
49	18	17/01/2019	Jueves	44,07	5,52	0
49	19	18/01/2019	Viernes	38,55	5,52	24,5
49	20	19/01/2019	Sábado	57,54	5,52	0
49	21	20/01/2019	Domingo	52,02	5,52	0
49	22	21/01/2019	Lunes	46,50	5,52	0
49	23	22/01/2019	Martes	40,98	5,52	0
49	24	23/01/2019	Miércoles	35,47	5,52	24,5
49	25	24/01/2019	Jueves	54,45	5,52	0
49	26	25/01/2019	Viernes	48,93	5,52	0
49	27	26/01/2019	Sábado	43,41	5,52	0
49	28	27/01/2019	Domingo	37,90	5,52	24,5

49	29	28/01/2019	Lunes	56,88	5,52	0
49	30	29/01/2019	Martes	51,36	5,52	0
49	31	30/01/2019	Miércoles	45,84	5,52	0
49	32	31/01/2019	Jueves	40,32	5,52	0
50	33	01/02/2019	Viernes	34,81	5,88	24,5
50	34	02/02/2019	Sábado	53,43	5,88	0
50	35	03/02/2019	Domingo	47,55	5,88	0
50	36	04/02/2019	Lunes	41,67	5,88	0
50	37	05/02/2019	Martes	35,79	5,88	24,5
50	38	06/02/2019	Miércoles	54,41	5,88	0
50	39	07/02/2019	Jueves	48,53	5,88	0
50	40	08/02/2019	Viernes	42,65	5,88	0
50	41	09/02/2019	Sábado	36,77	5,88	24,5
50	42	10/02/2019	Domingo	55,39	5,88	0
50	43	11/02/2019	Lunes	49,52	5,88	0
50	44	12/02/2019	Martes	43,64	5,88	0
50	45	13/02/2019	Miércoles	37,76	5,88	24,5
50	46	14/02/2019	Jueves	56,38	5,88	0
50	47	15/02/2019	Viernes	50,50	5,88	0
50	48	16/02/2019	Sábado	44,62	5,88	0
50	49	17/02/2019	Domingo	38,74	5,88	24,5
50	50	18/02/2019	Lunes	57,36	5,88	0
50	51	19/02/2019	Martes	51,48	5,88	0
50	52	20/02/2019	Miércoles	45,60	5,88	0
50	53	21/02/2019	Jueves	39,72	5,88	24,5
50	54	22/02/2019	Viernes	58,34	5,88	0
50	55	23/02/2019	Sábado	52,46	5,88	0
50	56	24/02/2019	Domingo	46,59	5,88	0

50	57	25/02/2019	Lunes	40,71	5,88	0
50	58	26/02/2019	Martes	34,83	5,88	24,5
50	59	27/02/2019	Miércoles	53,45	5,88	0
50	60	28/02/2019	Jueves	47,57	5,88	0
51	61	01/03/2019	Viernes	41,69	6,77	0
51	62	02/03/2019	Sábado	34,92	6,77	24,5
51	63	03/03/2019	Domingo	52,65	6,77	0
51	64	04/03/2019	Lunes	45,88	6,77	0
51	65	05/03/2019	Martes	39,11	6,77	24,5
51	66	06/03/2019	Miércoles	56,84	6,77	0
51	67	07/03/2019	Jueves	50,07	6,77	0
51	68	08/03/2019	Viernes	43,29	6,77	0
51	69	09/03/2019	Sábado	36,52	6,77	24,5
51	70	10/03/2019	Domingo	54,25	6,77	0
51	71	11/03/2019	Lunes	47,48	6,77	0
51	72	12/03/2019	Martes	40,71	6,77	0
51	73	13/03/2019	Miércoles	33,94	6,77	24,5
51	74	14/03/2019	Jueves	51,67	6,77	0
51	75	15/03/2019	Viernes	44,90	6,77	0
51	76	16/03/2019	Sábado	38,13	6,77	24,5
51	77	17/03/2019	Domingo	55,86	6,77	0
51	78	18/03/2019	Lunes	49,09	6,77	0
51	79	19/03/2019	Martes	42,32	6,77	0
51	80	20/03/2019	Miércoles	35,55	6,77	24,5
51	81	21/03/2019	Jueves	53,28	6,77	0
51	82	22/03/2019	Viernes	46,51	6,77	0
51	83	23/03/2019	Sábado	39,74	6,77	24,5
51	84	24/03/2019	Domingo	57,46	6,77	0

51	85	25/03/2019	Lunes	50,69	6,77	0
51	86	26/03/2019	Martes	43,92	6,77	0
51	87	27/03/2019	Miércoles	37,15	6,77	24,5
51	88	28/03/2019	Jueves	54,88	6,77	0
51	89	29/03/2019	Viernes	48,11	6,77	0
51	90	30/03/2019	Sábado	41,34	6,77	0
51	91	31/03/2019	Domingo	34,57	6,77	24,5
52	92	01/04/2019	Lunes	52,30	7,10	0
52	93	02/04/2019	Martes	45,20	7,10	0
52	94	03/04/2019	Miércoles	38,10	7,10	24,5
52	95	04/04/2019	Jueves	55,50	7,10	0
52	96	05/04/2019	Viernes	48,40	7,10	0
52	97	06/04/2019	Sábado	41,30	7,10	0
52	98	07/04/2019	Domingo	34,20	7,10	24,5
52	99	08/04/2019	Lunes	51,60	7,10	0
52	100	09/04/2019	Martes	44,50	7,10	0
52	101	10/04/2019	Miércoles	37,40	7,10	24,5
52	102	11/04/2019	Jueves	54,80	7,10	0
52	103	12/04/2019	Viernes	47,70	7,10	0
52	104	13/04/2019	Sábado	40,60	7,10	0
52	105	14/04/2019	Domingo	33,50	7,10	24,5
52	106	15/04/2019	Lunes	50,91	7,10	0
52	107	16/04/2019	Martes	43,81	7,10	0
52	108	17/04/2019	Miércoles	36,71	7,10	24,5
52	109	18/04/2019	Jueves	54,11	7,10	0
52	110	19/04/2019	Viernes	47,01	7,10	0
52	111	20/04/2019	Sábado	39,91	7,10	24,5
52	112	21/04/2019	Domingo	57,31	7,10	0

52	113	22/04/2019	Lunes	50,21	7,10	0
52	114	23/04/2019	Martes	43,11	7,10	0
52	115	24/04/2019	Miércoles	36,01	7,10	24,5
52	116	25/04/2019	Jueves	53,41	7,10	0
52	117	26/04/2019	Viernes	46,31	7,10	0
52	118	27/04/2019	Sábado	39,21	7,10	24,5
52	119	28/04/2019	Domingo	56,61	7,10	0
52	120	29/04/2019	Lunes	49,51	7,10	0
52	121	30/04/2019	Martes	42,41	7,10	0
53	122	01/05/2019	Miércoles	35,31	6,92	24,5
53	123	02/05/2019	Jueves	52,89	6,92	0
53	124	03/05/2019	Viernes	45,97	6,92	0
53	125	04/05/2019	Sábado	39,05	6,92	24,5
53	126	05/05/2019	Domingo	56,62	6,92	0
53	127	06/05/2019	Lunes	49,70	6,92	0
53	128	07/05/2019	Martes	42,78	6,92	0
53	129	08/05/2019	Miércoles	35,86	6,92	24,5
53	130	09/05/2019	Jueves	53,43	6,92	0
53	131	10/05/2019	Viernes	46,51	6,92	0
53	132	11/05/2019	Sábado	39,59	6,92	24,5
53	133	12/05/2019	Domingo	57,17	6,92	0
53	133	13/05/2019	Lunes	50,25	6,92	0
53	133	14/05/2019	Martes	43,32	6,92	0
53	133	15/05/2019	Miércoles	36,40	6,92	24,5
53	133	16/05/2019	Jueves	53,98	6,92	0
53	133	17/05/2019	Viernes	47,06	6,92	0
53	133	18/05/2019	Sábado	40,14	6,92	0
53	133	19/05/2019	Domingo	33,21	6,92	24,5

53	133	20/05/2019	Lunes	50,79	6,92	0
53	133	21/05/2019	Martes	43,87	6,92	0
53	133	22/05/2019	Miércoles	36,95	6,92	24,5
53	133	23/05/2019	Jueves	54,52	6,92	0
53	133	24/05/2019	Viernes	47,60	6,92	0
53	133	25/05/2019	Sábado	40,68	6,92	0
53	133	26/05/2019	Domingo	33,76	6,92	24,5
53	133	27/05/2019	Lunes	51,34	6,92	0
53	133	28/05/2019	Martes	44,41	6,92	0
53	133	29/05/2019	Miércoles	37,49	6,92	24,5
53	133	30/05/2019	Jueves	55,07	6,92	0
53	133	31/05/2019	Viernes	48,15	6,92	0
54	133	01/06/2019	Sábado	41,23	6,69	0
54	133	02/06/2019	Domingo	34,53	6,69	24,5
54	133	03/06/2019	Lunes	52,34	6,69	0
54	133	04/06/2019	Martes	45,65	6,69	0
54	133	05/06/2019	Miércoles	38,96	6,69	24,5
54	133	06/06/2019	Jueves	56,77	6,69	0
54	133	07/06/2019	Viernes	50,08	6,69	0
54	133	08/06/2019	Sábado	43,39	6,69	0
54	133	09/06/2019	Domingo	36,70	6,69	24,5
54	133	10/06/2019	Lunes	54,51	6,69	0
54	133	11/06/2019	Martes	47,82	6,69	0
54	133	12/06/2019	Miércoles	41,13	6,69	0
54	133	13/06/2019	Jueves	34,44	6,69	24,5
54	133	14/06/2019	Viernes	52,25	6,69	0
54	133	15/06/2019	Sábado	45,56	6,69	0
54	133	16/06/2019	Domingo	38,87	6,69	24,5

54	133	17/06/2019	Lunes	56,67	6,69	0
54	133	18/06/2019	Martes	49,98	6,69	0
54	133	19/06/2019	Miércoles	43,29	6,69	0
54	133	20/06/2019	Jueves	36,60	6,69	24,5
54	133	21/06/2019	Viernes	54,41	6,69	0
54	133	22/06/2019	Sábado	47,72	6,69	0
54	133	23/06/2019	Domingo	41,03	6,69	0
54	133	24/06/2019	Lunes	34,34	6,69	24,5
54	133	25/06/2019	Martes	52,15	6,69	0
54	133	26/06/2019	Miércoles	45,46	6,69	0
54	133	27/06/2019	Jueves	38,77	6,69	24,5
54	133	28/06/2019	Viernes	56,58	6,69	0
54	133	29/06/2019	Sábado	49,89	6,69	0
54	133	30/06/2019	Domingo	43,20	6,69	0

**Tabla 14. Compras diarias según el modelo Holt con los datos filtrados y agrupados por meses.**

Si son comparados los niveles de Stock reales con los que proporcionaría el modelo de suavizado exponencial se observa que:

CompraReal	StockReal	ControlStockMODELO	%Error
24,74	64,37	64,37	0%
0,00	64,37	58,85	9%
0,00	61,50	53,33	13%
0,00	55,70	47,82	14%
0,00	50,20	42,30	16%
0,00	44,69	61,28	37%
0,00	37,90	55,76	47%
23,42	54,50	50,25	8%
0,00	47,90	44,73	7%
0,00	43,50	63,71	46%
0,00	37,90	58,19	54%
3,84	56,24	52,68	6%
0,00	50,73	47,16	7%
0,00	38,54	41,64	8%
24,18	55,50	60,62	9%
0,00	49,10	55,11	12%
0,00	45,60	49,59	9%
0,00	40,51	44,07	9%
0,00	34,32	63,05	84%
0,00	28,13	57,54	105%
0,00	23,10	52,02	125%
24,04	41,00	46,50	13%
24,54	58,10	40,98	29%
0,00	51,50	59,97	16%
0,00	44,80	54,45	22%
0,00	37,20	48,93	32%
0,00	30,00	43,41	45%
0,00	23,30	62,40	168%
23,98	41,25	56,88	38%
0,00	33,00	51,36	56%
0,00	26,70	45,84	72%
27,94	48,80	40,32	17%
0,00	42,20	59,31	41%
0,00	35,60	53,43	50%
0,00	28,20	47,55	69%

23,62	43,30	41,67	4%
0,00	36,30	60,29	66%
0,00	28,80	54,41	89%
27,38	47,20	48,53	3%
0,00	40,02	42,65	7%
0,00	32,84	61,27	87%
0,00	25,50	55,39	117%
28,16	44,95	49,52	10%
0,00	39,70	43,64	10%
0,00	32,09	62,26	94%
0,00	24,83	56,38	127%
27,66	45,22	50,50	12%
0,00	37,96	44,62	18%
0,00	29,10	63,24	117%
24,90	45,54	57,36	26%
0,00	38,75	51,48	33%
0,00	34,55	45,60	32%
24,96	51,68	64,22	24%
0,00	44,45	58,34	31%
0,00	37,22	52,46	41%
0,00	29,34	46,59	59%
23,42	43,90	40,71	7%
0,00	36,52	59,33	62%
23,88	52,00	53,45	3%
0,00	45,80	47,57	4%
0,00	38,38	41,69	9%
0,00	30,97	59,42	92%
0,00	23,57	52,65	123%
27,68	42,92	45,88	7%
0,00	35,31	63,61	80%
24,48	50,49	56,84	13%
0,00	46,77	50,07	7%
0,00	39,32	43,29	10%
0,00	31,86	61,02	92%
0,00	24,86	54,25	118%
24,12	41,76	47,48	14%
0,00	34,53	40,71	18%
27,60	56,32	58,44	4%
0,00	49,90	51,67	4%
0,00	42,77	44,90	5%
0,00	35,65	62,63	76%
0,00	27,58	55,86	103%

24,78	45,23	49,09	9%
0,00	35,39	42,32	20%
27,62	56,05	60,05	7%
0,00	47,50	53,28	12%
0,00	40,12	46,51	16%
0,00	32,73	64,24	96%
0,00	26,69	57,46	115%
23,80	42,95	50,69	18%
0,00	36,28	43,92	21%
24,72	52,80	61,65	17%
0,00	44,83	54,88	22%
0,00	37,67	48,11	28%
0,00	30,25	41,34	37%
0,00	23,12	59,07	155%
27,32	41,38	52,30	26%
0,00	34,10	45,20	33%
26,44	52,00	62,60	20%
0,00	50,00	55,50	11%
0,00	42,83	48,40	13%
0,00	35,00	41,30	18%
0,00	30,00	58,70	96%
27,50	49,08	51,60	5%
0,00	41,90	44,50	6%
0,00	33,83	61,90	83%
23,82	50,56	54,80	8%
0,00	43,46	47,70	10%
0,00	36,37	40,60	12%
0,00	27,79	58,00	109%
27,54	46,49	50,91	9%
0,00	39,90	43,81	10%
27,70	59,71	61,21	3%
0,00	52,65	54,11	3%
0,00	46,59	47,01	1%
0,00	46,63	64,41	38%
0,00	46,67	57,31	23%
0,00	39,77	50,21	26%
27,64	58,13	43,11	26%
0,00	52,40	60,51	15%
0,00	45,63	53,41	17%
23,74	62,10	46,31	25%
0,00	54,83	63,71	16%
0,00	45,96	56,61	23%

0,00	38,98	49,51	27%
0,00	32,00	42,41	33%
0,00	24,96	59,81	140%
27,64	45,24	52,89	17%
0,00	38,07	45,97	21%
0,00	30,90	63,55	106%
0,00	27,02	56,62	110%
27,70	46,58	49,70	7%
0,00	42,87	42,78	0%
27,68	62,31	60,36	3%
0,00	55,39	53,43	4%
0,00	48,47	46,51	4%
0,00	41,56	64,09	54%
0,00	34,39	57,17	66%
27,64	55,39	50,25	9%
0,00	49,48	43,32	12%
0,00	41,69	60,90	46%
27,56	62,54	53,98	14%
0,00	55,83	47,06	16%
0,00	49,12	40,14	18%
0,00	39,15	57,71	47%
27,38	58,56	50,79	13%
0,00	49,60	43,87	12%
0,00	43,12	61,45	43%
0,00	36,00	54,52	51%
24,68	55,00	47,60	13%
0,00	48,00	40,68	15%
0,00	42,41	58,26	37%
0,00	38,73	51,34	33%
0,00	36,60	44,41	21%
24,64	53,81	61,99	15%
0,00	47,24	55,07	17%
23,50	64,17	48,15	25%
0,00	57,60	41,23	28%
0,00	50,79	59,03	16%
0,00	44,18	52,34	18%
27,68	62,60	45,65	27%
0,00	56,28	63,46	13%
0,00	51,05	56,77	11%
0,00	44,81	50,08	12%
0,00	38,57	43,39	12%
0,00	33,90	61,20	81%

27,50	53,27	54,51	2%
0,00	46,90	47,82	2%
0,00	40,86	41,13	1%
27,42	59,96	58,94	2%
0,00	53,51	52,25	2%
0,00	47,06	45,56	3%
0,00	38,15	63,37	66%
0,00	31,24	56,67	81%
0,00	24,00	49,98	108%
0,00	20,36	43,29	113%
54,42	65,00	61,10	6%
0,00	57,90	54,41	6%
0,00	50,80	47,72	6%
0,00	43,71	41,03	6%
0,00	42,69	58,84	38%
0,00	37,00	52,15	41%
0,00	31,82	45,46	43%
0,00	26,41	63,27	140%
23,38	44,20	56,58	28%
0,00	39,00	49,89	28%
0,00	34,88	43,20	24%

**Tabla 15. Comparación de stock real y el encontrado por el modelo Holt para los meses de enero a junio del 2019.**

Teniendo en consideración que el stock de emergencia es de 20ton y el stock máximo permitido es de 81.5 ton, se puede observar en la tabla 15 que el modelo maneja una cantidad de stock dentro del rango permitido, aunque se pueda encontrar fechas en donde el sesgo con respecto a la realidad sea elevado se ve contrastado por los días siguientes, manteniendo un equilibrio en la precisión de la predicción

# VII Conclusión y Trabajos futuros

- Mediante técnicas de previsión, se logró validar los modelos Holt para el bisulfito sódico y el ácido clorhídrico, y medias móviles para la sosa caustica; los cuales proporcionan una raíz cuadrada del error cuadrático medio de 0.384, 0.460 y 0.352 en el ajuste del modelo y de 0.599, 0.534 y 0.399 para las predicciones, respectivamente.
- Se logra mejorar la predicción actual en la compra del bisulfito sódico en un 66%, ácido clorhídrico en un 65% y sosa caustica en un 60% si se compara los errores porcentuales en valor absoluto de los modelos Holt con un arreglo de datos filtrados y agrupados en meses (para el bisulfito sódico y el ácido clorhídrico ) y Medias móviles (4) con un arreglo de datos filtrados y agrupados en meses (para la sosa caustica), frente al modelo de medias móviles (14) con un arreglo de datos filtrados y sin agruparlos, el cual es el utilizado actualmente por la empresa.

# VIII Anexos

# Bisulfito sódico

## 1. Resultados Statgraphics

### 1.1 Base de datos crudos sin agrupar

- Modelo Exponencial simple

- (A) Simple exponential smoothing with  $\alpha = 0,107$   
 (B) Simple exponential smoothing with  $\alpha = 0,1099$   
 (C) Simple exponential smoothing with  $\alpha = 0,1065$   
 (D) Simple exponential smoothing with  $\alpha = 0,1067$   
**(E) Simple exponential smoothing with  $\alpha = 0,13$**

<i>Model</i>	<i>RMSE</i>	<i>MAE</i>	<i>MAPE</i>	<i>ME</i>	<i>MPE</i>
(A)	1,37495	0,892166		-0,00164092	
(B)	1,37506	0,892202		-0,00179889	
(C)	1,37494	0,892159		-0,0016121	
(D)	1,37495	0,892162		-0,00162369	
<b>(E)</b>	<b>1,37591</b>	<b>0,893207</b>		<b>-0,00254581</b>	

Tabla 16, RMSE, MAE y ME para el modelo exponencial simple con diferentes valores de alfa.

<i>Model</i>	<i>RMSE</i>	<i>RUNS</i>	<i>RUNM</i>	<i>AUTO</i>	<i>MEAN</i>	<i>VAR</i>
(A)	1,37495	***	***	***	OK	OK
(B)	1,37506	**	***	***	OK	OK
(C)	1,37494	***	***	***	OK	OK
(D)	1,37495	***	***	***	OK	OK
<b>(E)</b>	<b>1,37591</b>	<b>**</b>	<b>***</b>	<b>***</b>	<b>OK</b>	<b>OK</b>

Tabla 17, Evaluación de la media y varianza del modelo

Period	Forecast	Lower 95,0%	Upper 95,0%
		Limit	Limit
01/01/19	3,12635	0,429617	5,82308
02/01/19	3,12635	0,406925	5,84577
03/01/19	3,12635	0,384421	5,86828
04/01/19	3,12635	0,3621	5,8906
05/01/19	3,12635	0,339958	5,91274
06/01/19	3,12635	0,31799	5,93471
07/01/19	3,12635	0,296193	5,9565
08/01/19	3,12635	0,274563	5,97813
09/01/19	3,12635	0,253095	5,9996
10/01/19	3,12635	0,231787	6,02091
11/01/19	3,12635	0,210634	6,04206
12/01/19	3,12635	0,189634	6,06306

Tabla 18, Tabla de predicciones para el modelo Suavizado exponencial con un alfa de 0.13

### 3.1. Modelo Holt

- (A) Holt's linear exp. smoothing with alpha = 0,5734 and beta = 0,0022
- (B) Holt's linear exp. smoothing with alpha = 0,4674 and beta = 0,0022
- (C) Holt's linear exp. smoothing with alpha = 0,3601 and beta = 0,0024
- (D) Holt's linear exp. smoothing with alpha = 0,2421 and beta = 0,0028
- (E) Holt's linear exp. smoothing with alpha = 0,12 and beta = 0,016**

Model	RMSE	MAE	MAPE	ME	MPE
(A)	1,49334	0,999427		0,0497381	
(B)	1,46041	0,974746		0,0620109	
(C)	1,42946	0,949641		0,0536751	
(D)	1,39896	0,920561		0,0335214	
(E)	1,3833	0,893965		-0,0168149	

Tabla 19, RMSE, MAE y ME para el modelo Holt con diferentes valores de alfa y beta.

<i>Model</i>	<i>RMSE</i>	<i>RUNS</i>	<i>RUNM</i>	<i>AUTO</i>	<i>MEAN</i>	<i>VAR</i>
(A)	1,49334	OK	OK	***	OK	***
(B)	1,46041	OK	OK	***	OK	**
(C)	1,42946	*	OK	***	OK	**
(D)	1,39896	**	***	***	OK	*
(E)	1,3833	***	***	***	OK	OK

**Tabla 20, Evaluación de la media y varianza del modelo**

<i>Period</i>	<i>Forecast</i>	<i>Lower 95,0%</i>	<i>Upper 95,0%</i>
		<i>Limit</i>	<i>Limit</i>
01/01/19	3,12629	0,415074	5,83751
02/01/19	3,08938	0,358084	5,82068
03/01/19	3,05247	0,30061	5,80432
04/01/19	3,01555	0,242654	5,78845
05/01/19	2,97864	0,184216	5,77306
06/01/19	2,94172	0,125297	5,75815
07/01/19	2,90481	0,0659003	5,74372
08/01/19	2,8679	0,00602663	5,72977
09/01/19	2,83098	-0,0543218	5,71629
10/01/19	2,79407	-0,115143	5,70328
11/01/19	2,75716	-0,176434	5,69074
12/01/19	2,72024	-0,238193	5,67868

**Tabla 21, Tabla de predicciones para el modelo Holt con un alfa de 0.12 y un beta de 0.016**

- Modelo MA (14), (7) y (4)

- (A) Simple moving average of 14 terms  
 (B) Simple moving average of 7 terms  
 (C) Simple moving average of 4 terms  
 (D) Simple moving average of 3 terms  
 (E) Simple moving average of 2 terms

<i>Model</i>	<i>RMSE</i>	<i>MAE</i>	<i>MAPE</i>	<i>ME</i>	<i>MPE</i>
(A)	1,39047	0,902721		-0,00777771	
(B)	1,41355	0,927018		-0,00506872	
(C)	1,50134	0,994495		-0,00403968	
(D)	1,5131	1,01386		-0,00341477	
(E)	1,55536	1,05502		-0,00174096	

**Tabla 22, RMSE, MAE y ME para el modelo de medias móviles, para diferentes promedios.**

<i>Model</i>	<i>RMSE</i>	<i>RUNS</i>	<i>RUNM</i>	<i>AUTO</i>	<i>MEAN</i>	<i>VAR</i>
(A)	1,39047	***	***	***	OK	OK
(B)	1,41355	***	***	***	OK	OK
(C)	1,50134	***	***	***	OK	*
(D)	1,5131	***	***	***	OK	*
(E)	1,55536	***	OK	***	OK	**

**Tabla 23, Evaluación de la media y varianza del modelo**

MA(14)

<i>Period</i>	<i>Forecast</i>	<i>Lower 95,0%</i>	<i>Upper 95,0%</i>
		<i>Limit</i>	<i>Limit</i>
01/01/19	3,20235	0,381416	6,02329
02/01/19	3,20235	0,381416	6,02329
03/01/19	3,20235	0,381416	6,02329
04/01/19	3,20235	0,381416	6,02329
05/01/19	3,20235	0,381416	6,02329
06/01/19	3,20235	0,381416	6,02329
07/01/19	3,20235	0,381416	6,02329
08/01/19	3,20235	0,381416	6,02329
09/01/19	3,20235	0,381416	6,02329
10/01/19	3,20235	0,381416	6,02329
11/01/19	3,20235	0,381416	6,02329
12/01/19	3,20235	0,381416	6,02329

Tabla 24, Tabla de predicciones para el modelo Media móviles(14)

MA(7)

<i>Period</i>	<i>Forecast</i>	<i>Lower 95,0%</i>	<i>Upper 95,0%</i>
		<i>Limit</i>	<i>Limit</i>
01/01/19	2,32756	-0,634236	5,28936
02/01/19	2,32756	-0,634236	5,28936
03/01/19	2,32756	-0,634236	5,28936
04/01/19	2,32756	-0,634236	5,28936
05/01/19	2,32756	-0,634236	5,28936
06/01/19	2,32756	-0,634236	5,28936
07/01/19	2,32756	-0,634236	5,28936
08/01/19	2,32756	-0,634236	5,28936
09/01/19	2,32756	-0,634236	5,28936
10/01/19	2,32756	-0,634236	5,28936
11/01/19	2,32756	-0,634236	5,28936
12/01/19	2,32756	-0,634236	5,28936

Tabla 25, Tabla de predicciones para el modelo Media móviles(17)

MA(4)

<i>Period</i>	<i>Forecast</i>	<i>Lower 95,0%</i>		<i>Upper 95,0%</i>	
		<i>Limit</i>	<i>Limit</i>	<i>Limit</i>	<i>Limit</i>
01/01/19	2,82323	-0,466668		6,11314	
02/01/19	2,82323	-0,466668		6,11314	
03/01/19	2,82323	-0,466668		6,11314	
04/01/19	2,82323	-0,466668		6,11314	
05/01/19	2,82323	-0,466668		6,11314	
06/01/19	2,82323	-0,466668		6,11314	
07/01/19	2,82323	-0,466668		6,11314	
08/01/19	2,82323	-0,466668		6,11314	
09/01/19	2,82323	-0,466668		6,11314	
10/01/19	2,82323	-0,466668		6,11314	
11/01/19	2,82323	-0,466668		6,11314	
12/01/19	2,82323	-0,466668		6,11314	

Tabla 26, Tabla de predicciones para el modelo Media móviles(4)

MA(2)

<i>Period</i>	<i>Forecast</i>	<i>Lower 95,0%</i>		<i>Upper 95,0%</i>	
		<i>Limit</i>	<i>Limit</i>	<i>Limit</i>	<i>Limit</i>
01/01/19	1,64647	-2,08711		5,38004	
02/01/19	1,64647	-2,08711		5,38004	
03/01/19	1,64647	-2,08711		5,38004	
04/01/19	1,64647	-2,08711		5,38004	
05/01/19	1,64647	-2,08711		5,38004	
06/01/19	1,64647	-2,08711		5,38004	
07/01/19	1,64647	-2,08711		5,38004	
08/01/19	1,64647	-2,08711		5,38004	
09/01/19	1,64647	-2,08711		5,38004	
10/01/19	1,64647	-2,08711		5,38004	
11/01/19	1,64647	-2,08711		5,38004	
12/01/19	1,64647	-2,08711		5,38004	

Tabla 27, Tabla de predicciones para el modelo Media móviles(2)

## 1.2 Datos crudos agrupados por semana

- Modelo Suavizado exponencial simple

- (A) Simple exponential smoothing with  $\alpha = 0,306$   
 (B) Simple exponential smoothing with  $\alpha = 0,3087$   
 (C) Simple exponential smoothing with  $\alpha = 0,3128$   
 (D) Simple exponential smoothing with  $\alpha = 0,2037$   
**(E) Simple exponential smoothing with  $\alpha = 0,6$**

Model	RMSE	MAE	MAPE	ME	MPE
(A)	0,66467	0,480441	11,1619	0,013186	-1,70794
(B)	0,664716	0,480433	11,1629	0,012956	-1,71049
(C)	0,664789	0,480416	11,1642	0,0126128	-1,71423
(D)	0,663874	0,485421	11,2128	0,0250342	-1,54826
<b>(E)</b>	<b>0,673621</b>	<b>0,490969</b>	<b>11,4077</b>	<b>-0,000767625</b>	<b>-1,76697</b>

Tabla 28, RMSE, MAE y ME para el modelo Suavizado exponencial simple, para diferentes alfas

Model	RMSE	RUNS	RUNM	AUTO	MEAN	VAR
(A)	0,66467	OK	OK	OK	OK	*
(B)	0,664716	OK	OK	OK	OK	*
(C)	0,664789	OK	OK	OK	OK	*
(D)	0,663874	OK	**	OK	OK	**
(E)	0,673621	OK	OK	OK	OK	OK

Tabla 29, Evaluación de la media y varianza del modelo

Period	Forecast	Lower 95,0%	Upper 95,0%
		Limit	Limit
31/07/15	3,54339	2,22311	4,86367
01/08/15	3,54339	2,0037	5,08308
02/08/15	3,54339	1,81186	5,27491
03/08/15	3,54339	1,63926	5,44752
04/08/15	3,54339	1,48105	5,60573
05/08/15	3,54339	1,33414	5,75263
06/08/15	3,54339	1,19641	5,89036
07/08/15	3,54339	1,06633	6,02045
08/08/15	3,54339	0,942746	6,14403
09/08/15	3,54339	0,824773	6,262
10/08/15	3,54339	0,711711	6,37507
11/08/15	3,54339	0,602994	6,48378

Tabla 30, Tabla de predicciones para el modelo Suavizado exponencial con alfa 0.6.

- Modelo Holt

- (A) Holt's linear exp. smoothing with alpha = 0,9999 and beta = 0,1  
 (B) Holt's linear exp. smoothing with alpha = 0,3644 and beta = 0,0186  
 (C) Holt's linear exp. smoothing with alpha = 0,3442 and beta = 0,0184  
 (D) Holt's linear exp. smoothing with alpha = 0,2213 and beta = 0,02  
**(E) Holt's linear exp. smoothing with alpha = 0,33 and beta = 0,015**

Model	RMSE	MAE	MAPE	ME	MPE
(A)	0,757792	0,556542	12,7237	-0,0186939	-1,8188
(B)	0,674323	0,485062	11,2808	0,0175551	-1,53396
(C)	0,674128	0,485083	11,2705	0,0215537	-1,46298
(D)	0,672458	0,490141	11,3414	0,0241765	-1,52107
(E)	0,678318	0,499139	11,4748	0,0782057	-0,21253

Tabla 31, RMSE, MAE y ME para el modelo Holt, para diferentes alfas y betas

<i>Model</i>	<i>RMSE</i>	<i>RUNS</i>	<i>RUNM</i>	<i>AUTO</i>	<i>MEAN</i>	<i>VAR</i>
(A)	0,757792	OK	***	OK	OK	OK
(B)	0,674323	OK	OK	OK	OK	*
(C)	0,674128	OK	OK	OK	OK	*
(D)	0,672458	OK	**	OK	OK	**
(E)	0,678318	OK	OK	OK	OK	*

**Tabla 32, Evaluación de la media y varianza del modelo**

<i>Period</i>	<i>Forecast</i>	<i>Lower 95,0%</i>		<i>Upper 95,0%</i>	
		<i>Limit</i>	<i>Limit</i>	<i>Limit</i>	<i>Limit</i>
31/07/15	4,66599	3,33651	5,99547		
01/08/15	4,66174	3,25966	6,06382		
02/08/15	4,65749	3,18439	6,1306		
03/08/15	4,65325	3,11045	6,19604		
04/08/15	4,649	3,03764	6,26036		
05/08/15	4,64475	2,96578	6,32372		
06/08/15	4,64051	2,89476	6,38625		
07/08/15	4,63626	2,82445	6,44807		
08/08/15	4,63201	2,75475	6,50927		
09/08/15	4,62776	2,68558	6,56994		
10/08/15	4,62352	2,61687	6,63016		
11/08/15	4,61927	2,54855	6,68998		

**Tabla 33, Tabla de predicciones para el modelo Holt con alfa 0033 y beta 0.015.**

- Modelo MA (14) (7) (4) (2)

- (A) Simple moving average of 14 terms  
 (B) Simple moving average of 7 terms  
 (C) Simple moving average of 4 terms  
 (D) Simple moving average of 3 terms  
 (E) Simple moving average of 2 terms

<i>Model</i>	<i>RMSE</i>	<i>MAE</i>	<i>MAPE</i>	<i>ME</i>	<i>MPE</i>
(A)	0,694655	0,526241	11,9557	0,0430323	-1,36281
(B)	0,703313	0,508233	11,7616	0,0142507	-1,90892
(C)	0,704208	0,512667	11,9083	0,0042118	-1,94778
(D)	0,701929	0,515292	11,9953	0,00180852	-1,89134
(E)	0,716408	0,527112	12,25	-0,00409275	-1,91076

**Tabla 34, RMSE, MAE y ME para el modelo de medias móviles, para diferentes promedios.**

<i>Model</i>	<i>RMSE</i>	<i>RUNS</i>	<i>RUNM</i>	<i>AUTO</i>	<i>MEAN</i>	<i>VAR</i>
(A)	0,694655	OK	***	*	OK	***
(B)	0,703313	*	**	***	OK	**
(C)	0,704208	*	*	***	OK	**
(D)	0,701929	*	OK	*	OK	*
(E)	0,716408	**	OK	*	OK	OK

**Tabla 35, Evaluación de la media y varianza del modelo**

MA (14)

<i>Period</i>	<i>Forecast</i>	<i>Lower 95,0%</i>		<i>Upper 95,0%</i>	
		<i>Limit</i>	<i>Limit</i>	<i>Limit</i>	<i>Limit</i>
31/07/15	5,45338	4,04409	4,04409	6,86266	6,86266
01/08/15	5,45338	4,04409	4,04409	6,86266	6,86266
02/08/15	5,45338	4,04409	4,04409	6,86266	6,86266
03/08/15	5,45338	4,04409	4,04409	6,86266	6,86266
04/08/15	5,45338	4,04409	4,04409	6,86266	6,86266
05/08/15	5,45338	4,04409	4,04409	6,86266	6,86266
06/08/15	5,45338	4,04409	4,04409	6,86266	6,86266
07/08/15	5,45338	4,04409	4,04409	6,86266	6,86266
08/08/15	5,45338	4,04409	4,04409	6,86266	6,86266
09/08/15	5,45338	4,04409	4,04409	6,86266	6,86266
10/08/15	5,45338	4,04409	4,04409	6,86266	6,86266
11/08/15	5,45338	4,04409	4,04409	6,86266	6,86266

Tabla 36, Tabla de predicciones para el modelo Media móviles(14)

MA(7)

<i>Period</i>	<i>Forecast</i>	<i>Lower 95,0%</i>		<i>Upper 95,0%</i>	
		<i>Limit</i>	<i>Limit</i>	<i>Limit</i>	<i>Limit</i>
31/07/15	5,57837	4,10472	4,10472	7,05202	7,05202
01/08/15	5,57837	4,10472	4,10472	7,05202	7,05202
02/08/15	5,57837	4,10472	4,10472	7,05202	7,05202
03/08/15	5,57837	4,10472	4,10472	7,05202	7,05202
04/08/15	5,57837	4,10472	4,10472	7,05202	7,05202
05/08/15	5,57837	4,10472	4,10472	7,05202	7,05202
06/08/15	5,57837	4,10472	4,10472	7,05202	7,05202
07/08/15	5,57837	4,10472	4,10472	7,05202	7,05202
08/08/15	5,57837	4,10472	4,10472	7,05202	7,05202
09/08/15	5,57837	4,10472	4,10472	7,05202	7,05202
10/08/15	5,57837	4,10472	4,10472	7,05202	7,05202
11/08/15	5,57837	4,10472	4,10472	7,05202	7,05202

Tabla 37, Tabla de predicciones para el modelo Media móviles(7)

MA(4)

<i>Period</i>	<i>Forecast</i>	<i>Lower 95,0%</i>		<i>Upper 95,0%</i>	
		<i>Limit</i>	<i>Limit</i>	<i>Limit</i>	<i>Limit</i>
31/07/15	4,98786	3,44472		6,531	
01/08/15	4,98786	3,44472		6,531	
02/08/15	4,98786	3,44472		6,531	
03/08/15	4,98786	3,44472		6,531	
04/08/15	4,98786	3,44472		6,531	
05/08/15	4,98786	3,44472		6,531	
06/08/15	4,98786	3,44472		6,531	
07/08/15	4,98786	3,44472		6,531	
08/08/15	4,98786	3,44472		6,531	
09/08/15	4,98786	3,44472		6,531	
10/08/15	4,98786	3,44472		6,531	
11/08/15	4,98786	3,44472		6,531	

Tabla 38, Tabla de predicciones para el modelo Media móviles(4)

MA(2)

<i>Period</i>	<i>Forecast</i>	<i>Lower 95,0%</i>		<i>Upper 95,0%</i>	
		<i>Limit</i>	<i>Limit</i>	<i>Limit</i>	<i>Limit</i>
1/19	5,57922	4,47336		6,68508	
2/19	5,57922	4,47336		6,68508	
3/19	5,57922	4,47336		6,68508	
4/19	5,57922	4,47336		6,68508	
5/19	5,57922	4,47336		6,68508	
6/19	5,57922	4,47336		6,68508	
7/19	5,57922	4,47336		6,68508	
8/19	5,57922	4,47336		6,68508	
9/19	5,57922	4,47336		6,68508	
10/19	5,57922	4,47336		6,68508	
11/19	5,57922	4,47336		6,68508	
12/19	5,57922	4,47336		6,68508	

Tabla 39, Tabla de predicciones para el modelo Media móviles(2)

### 1.3 Agrupados por mes

- Modelo Suavizado exponencial simple

- (A) Simple exponential smoothing with alpha = 0,3793  
 (B) Simple exponential smoothing with alpha = 0,3837  
 (C) Simple exponential smoothing with alpha = 0,3809  
 (D) Simple exponential smoothing with alpha = 0,3755  
**(E) Simple exponential smoothing with alpha = 0,83**

<i>Model</i>	<i>RMSE</i>	<i>MAE</i>	<i>MAPE</i>	<i>ME</i>	<i>MPE</i>
(A)	0,45435	0,361719	7,67718	0,0562564	0,476581
(B)	0,454365	0,361743	7,67713	0,0558614	0,47026
(C)	0,454354	0,361727	7,67716	0,0561124	0,474278
(D)	0,454346	0,361698	7,67722	0,0565999	0,482067
<b>(E)</b>	<b>0,495489</b>	<b>0,392275</b>	<b>8,29018</b>	<b>0,0276927</b>	<b>-0,0145955</b>

Tabla 40, RMSE, MAE y ME para el modelo Suavizado exponencial simple, para diferentes alfas

<i>Model</i>	<i>RMSE</i>	<i>RUNS</i>	<i>RUNM</i>	<i>AUTO</i>	<i>MEAN</i>	<i>VAR</i>
(A)	0,45435	OK	OK	OK	OK	*
(B)	0,454365	OK	OK	OK	OK	*
(C)	0,454354	OK	OK	OK	OK	*
(D)	0,454346	OK	OK	OK	OK	*
(E)	0,495489	OK	***	OK	OK	*

Tabla 41, Evaluación de la media y varianza del modelo

Period	Forecast	Lower 95,0%	Upper 95,0%
		Limit	Limit
1/19	5,12677	4,15563	6,09792
2/19	5,12677	3,8647	6,38885
3/19	5,12677	3,62926	6,62429
4/19	5,12677	3,42611	6,82744
5/19	5,12677	3,24476	7,00879
6/19	5,12677	3,07941	7,17414
7/19	5,12677	2,92645	7,32709
8/19	5,12677	2,78346	7,47009
9/19	5,12677	2,6487	7,60485
10/19	5,12677	2,52091	7,73264
11/19	5,12677	2,39909	7,85446
12/19	5,12677	2,28249	7,97106

**Tabla 42, Tabla de predicciones para el modelo Suavizado exponencial simple con alfa 0.83**

- Modelo Holt

- (A) Holt's linear exp. smoothing with alpha = 0,9999 and beta = 0,1  
 (B) Holt's linear exp. smoothing with alpha = 0,3829 and beta = 0,0707  
 (C) Holt's linear exp. smoothing with alpha = 0,3847 and beta = 0,0706  
 (D) Holt's linear exp. smoothing with alpha = 0,3833 and beta = 0,0705  
 (E) Holt's linear exp. smoothing with alpha = 0,42 and beta = 0,052

Model	RMSE	MAE	MAPE	ME	MPE
(A)	0,571129	0,447074	9,46278	-0,00719408	-0,725838
(B)	0,469008	0,373868	7,95979	0,0329577	-0,00522142
(C)	0,469015	0,373758	7,95685	0,0330486	-0,00223216
(D)	0,469014	0,373774	7,95737	0,033269	0,00170061
(E)	0,468135	0,373269	7,88363	0,0915944	1,28336

**Tabla 43, RMSE, MAE y ME para el modelo Holt, para diferentes alfas y betas**

<i>Model</i>	<i>RMSE</i>	<i>RUNS</i>	<i>RUNM</i>	<i>AUTO</i>	<i>MEAN</i>	<i>VAR</i>
(A)	0,571129	OK	**	**	OK	*
(B)	0,469008	OK	OK	OK	OK	*
(C)	0,469015	OK	OK	OK	OK	*
(D)	0,469014	OK	OK	OK	OK	*
(E)	0,468135	OK	OK	OK	OK	*

**Tabla 44, Evaluación de la media y varianza del modelo**

<i>Period</i>	<i>Forecast</i>	<i>Lower 95,0%</i>	<i>Upper 95,0%</i>
		<i>Limit</i>	<i>Limit</i>
1/19	5,30538	4,38785	6,22291
2/19	5,33458	4,33148	6,33768
3/19	5,36379	4,2742	6,45338
4/19	5,393	4,21585	6,57014
5/19	5,4222	4,15635	6,68805
6/19	5,45141	4,09563	6,80719
7/19	5,48062	4,03363	6,9276
8/19	5,50982	3,97032	7,04932
9/19	5,53903	3,90568	7,17237
10/19	5,56824	3,8397	7,29677
11/19	5,59744	3,77235	7,42253
12/19	5,62665	3,70365	7,54965

**Tabla 45, Tabla de predicciones para el modelo Holt con alfa 0.42 y 0.052**

- Modelo MA (14) (7) (4) (2)

- (A) Simple moving average of 14 terms  
 (B) Simple moving average of 7 terms  
 (C) Simple moving average of 4 terms  
 (D) Simple moving average of 3 terms  
 (E) Simple moving average of 2 terms

<i>Model</i>	<i>RMSE</i>	<i>MAE</i>	<i>MAPE</i>	<i>ME</i>	<i>MPE</i>
(A)	0,559851	0,463621	9,54012	0,11778	1,28045
(B)	0,509206	0,406774	8,45061	0,0787406	0,722965
(C)	0,451493	0,347222	7,16069	0,0742021	0,869513
(D)	0,436904	0,333824	6,87337	0,0617505	0,692352
(E)	0,411294	0,307408	6,33671	0,0449982	0,443714

**Tabla 46, RMSE, MAE y ME para el modelo de medias móviles, para diferentes promedios.**

<i>Model</i>	<i>RMSE</i>	<i>RUNS</i>	<i>RUNM</i>	<i>AUTO</i>	<i>MEAN</i>	<i>VAR</i>
(A)	0,559851	OK	OK	*	OK	OK
(B)	0,509206	OK	OK	**	OK	**
(C)	0,451493	OK	OK	**	OK	*
(D)	0,436904	OK	OK	OK	OK	**
(E)	0,411294	OK	OK	OK	OK	OK

**Tabla 47, Evaluación de la media y varianza del modelo**

MA(14)

<i>Period</i>	<i>Forecast</i>	<i>Lower 95,0%</i>		<i>Upper 95,0%</i>	
		<i>Limit</i>	<i>Limit</i>	<i>Limit</i>	<i>Limit</i>
1/19	4,90995	3,77415	3,77415	6,04575	6,04575
2/19	4,90995	3,77415	3,77415	6,04575	6,04575
3/19	4,90995	3,77415	3,77415	6,04575	6,04575
4/19	4,90995	3,77415	3,77415	6,04575	6,04575
5/19	4,90995	3,77415	3,77415	6,04575	6,04575
6/19	4,90995	3,77415	3,77415	6,04575	6,04575
7/19	4,90995	3,77415	3,77415	6,04575	6,04575
8/19	4,90995	3,77415	3,77415	6,04575	6,04575
9/19	4,90995	3,77415	3,77415	6,04575	6,04575
10/19	4,90995	3,77415	3,77415	6,04575	6,04575
11/19	4,90995	3,77415	3,77415	6,04575	6,04575

**Tabla 48, Tabla de predicciones para el modelo Media móviles(14)**

MA(7)

<i>Period</i>	<i>Forecast</i>	<i>Lower 95,0%</i>		<i>Upper 95,0%</i>	
		<i>Limit</i>	<i>Limit</i>	<i>Limit</i>	<i>Limit</i>
1/19	5,23776	4,17082	4,17082	6,30469	6,30469
2/19	5,23776	4,17082	4,17082	6,30469	6,30469
3/19	5,23776	4,17082	4,17082	6,30469	6,30469
4/19	5,23776	4,17082	4,17082	6,30469	6,30469
5/19	5,23776	4,17082	4,17082	6,30469	6,30469
6/19	5,23776	4,17082	4,17082	6,30469	6,30469
7/19	5,23776	4,17082	4,17082	6,30469	6,30469
8/19	5,23776	4,17082	4,17082	6,30469	6,30469
9/19	5,23776	4,17082	4,17082	6,30469	6,30469
10/19	5,23776	4,17082	4,17082	6,30469	6,30469
11/19	5,23776	4,17082	4,17082	6,30469	6,30469

**Tabla 49, Tabla de predicciones para el modelo Media móviles(7)**

MA(4)

		<i>Lower 95,0%</i>	<i>Upper 95,0%</i>
<i>Period</i>	<i>Forecast</i>	<i>Limit</i>	<i>Limit</i>
1/19	5,59188	4,60252	6,58124
2/19	5,59188	4,60252	6,58124
3/19	5,59188	4,60252	6,58124
4/19	5,59188	4,60252	6,58124
5/19	5,59188	4,60252	6,58124
6/19	5,59188	4,60252	6,58124
7/19	5,59188	4,60252	6,58124
8/19	5,59188	4,60252	6,58124
9/19	5,59188	4,60252	6,58124
10/19	5,59188	4,60252	6,58124
11/19	5,59188	4,60252	6,58124
12/19	5,59188	4,60252	6,58124

**Tabla 50, Tabla de predicciones para el modelo Media móviles(4)**

MA(2)

		<i>Lower 95,0%</i>	<i>Upper 95,0%</i>
<i>Period</i>	<i>Forecast</i>	<i>Limit</i>	<i>Limit</i>
18/02/15	5,57922	4,47336	6,68508
19/02/15	5,57922	4,47336	6,68508
20/02/15	5,57922	4,47336	6,68508
21/02/15	5,57922	4,47336	6,68508
22/02/15	5,57922	4,47336	6,68508
23/02/15	5,57922	4,47336	6,68508
24/02/15	5,57922	4,47336	6,68508
25/02/15	5,57922	4,47336	6,68508
26/02/15	5,57922	4,47336	6,68508
27/02/15	5,57922	4,47336	6,68508
28/02/15	5,57922	4,47336	6,68508
01/03/15	5,57922	4,47336	6,68508

**Tabla 51, Tabla de predicciones para el modelo Media móviles(2)**

## 1.4 Base de datos filtrada sin agrupar

- Modelo Suavizado exponencial simple:

- (A) Simple exponential smoothing with  $\alpha = 0,09$   
 (B) Simple exponential smoothing with  $\alpha = 0,0892$   
 (C) Simple exponential smoothing with  $\alpha = 0,0886$   
 (D) Simple exponential smoothing with  $\alpha = 0,0892$   
**(E) Simple exponential smoothing with  $\alpha = 0,14$**

<i>Model</i>	<i>RMSE</i>	<i>MAE</i>	<i>MAPE</i>	<i>ME</i>	<i>MPE</i>
(A)	1,02721	0,734687	19,1635	0,00381697	-6,44241
(B)	1,0272	0,734758	19,1643	0,00392014	-6,44158
(C)	1,02719	0,734812	19,1649	0,00399896	-6,44094
(D)	1,0272	0,734758	19,1643	0,00392014	-6,44158
<b>(E)</b>	<b>1,03091</b>	<b>0,734066</b>	<b>19,177</b>	<b>0,000131119</b>	<b>-6,45736</b>

Tabla 52, RMSE, MAE y ME para el modelo Suavizado exponencial simple, para diferentes alfas.

<i>Model</i>	<i>RMSE</i>	<i>RUNS</i>	<i>RUNM</i>	<i>AUTO</i>	<i>MEAN</i>	<i>VAR</i>
(A)	1,02721	*	***	***	OK	*
(B)	1,0272	*	***	***	OK	*
(C)	1,02719	*	***	***	OK	*
(D)	1,0272	*	***	***	OK	*
(E)	1,03091	OK	***	***	OK	*

Tabla 53, Evaluación de la media y varianza del modelo

		<i>Lower 95,0%</i>	<i>Upper 95,0%</i>
<i>Period</i>	<i>Forecast</i>	<i>Limit</i>	<i>Limit</i>
01/01/19	4,28812	2,26757	6,30867
02/01/19	4,28812	2,24787	6,32838
03/01/19	4,28812	2,22835	6,34789
04/01/19	4,28812	2,20902	6,36723
05/01/19	4,28812	2,18986	6,38638
06/01/19	4,28812	2,17088	6,40536
07/01/19	4,28812	2,15207	6,42418
08/01/19	4,28812	2,13342	6,44283
09/01/19	4,28812	2,11493	6,46132
10/01/19	4,28812	2,09659	6,47965
11/01/19	4,28812	2,07841	6,49783
12/01/19	4,28812	2,06038	6,51586

**Tabla 54, Tabla de predicciones para el modelo Suavizado exponencial simple con un alfa de 0.14**

- Modelo Holt

- (A) Holt's linear exp. smoothing with alpha = 0,1091 and beta = 0,0026  
 (B) Holt's linear exp. smoothing with alpha = 0,1687 and beta = 0,0026  
 (C) Holt's linear exp. smoothing with alpha = 0,112 and beta = 0,003  
 (D) Holt's linear exp. smoothing with alpha = 0,2218 and beta = 0,0026  
**(E) Holt's linear exp. smoothing with alpha = 0,12 and beta = 0,016**

<i>Model</i>	<i>RMSE</i>	<i>MAE</i>	<i>MAPE</i>	<i>ME</i>	<i>MPE</i>
(A)	0,984128	0,711168	18,1742	-0,0486785	-6,66326
(B)	0,990001	0,713971	18,1827	-0,0335891	-6,26058
(C)	0,982983	0,713862	18,1415	-0,0254904	-6,12632
(D)	0,999512	0,72133	18,3108	-0,0261911	-6,05804
(E)	0,986696	0,719111	18,191	-0,00780196	-5,6737

**Tabla 55, RMSE, MAE y ME para el modelo Holt, para diferentes alfas y betas.**

<i>Model</i>	<i>RMSE</i>	<i>RUNS</i>	<i>RUNM</i>	<i>AUTO</i>	<i>MEAN</i>	<i>VAR</i>
(A)	0,984128	*	***	**	OK	OK
(B)	0,990001	OK	***	***	OK	OK
(C)	0,982983	*	***	***	OK	OK
(D)	0,999512	*	**	***	OK	OK
(E)	0,986696	*	***	**	OK	OK

**Tabla 56, Evaluación de la media y varianza del modelo**

<i>Period</i>	<i>Forecast</i>	<i>Lower 95,0%</i>	<i>Upper 95,0%</i>
		<i>Limit</i>	<i>Limit</i>
10/36	4,2549	2,321	6,18879
11/36	4,23524	2,28702	6,18345
12/36	4,21557	2,25269	6,17845
1/37	4,19591	2,21802	6,1738
2/37	4,17625	2,18301	6,16949
3/37	4,15659	2,14765	6,16553
4/37	4,13693	2,11195	6,1619
5/37	4,11727	2,07591	6,15862
6/37	4,0976	2,03954	6,15567
7/37	4,07794	2,00282	6,15306
8/37	4,05828	1,96577	6,15079
9/37	4,03862	1,92839	6,14885

**Tabla 57, Tabla de predicciones para el modelo Holt con un alfa de 0.12 y un beta de 0.016**

- Modelo MA (14) (7) (4) y (2)

- (A) Simple moving average of 14 terms  
 (B) Simple moving average of 7 terms  
 (C) Simple moving average of 4 terms  
 (D) Simple moving average of 3 terms  
 (E) Simple moving average of 2 terms

<i>Model</i>	<i>RMSE</i>	<i>MAE</i>	<i>MAPE</i>	<i>ME</i>	<i>MPE</i>
(A)	1,03708	0,744283	19,2659	-0,000163491	-6,37789
(B)	1,05585	0,757294	19,7043	-0,00206819	-6,47578
(C)	1,12068	0,815353	20,9949	-0,00234128	-6,53739
(D)	1,14857	0,836325	21,3795	-0,00197188	-6,42994
(E)	1,19952	0,878039	22,2356	-0,000807402	-6,24126

**Tabla 58, RMSE, MAE y ME para el modelo de medias móviles, para diferentes promedios.**

<i>Model</i>	<i>RMSE</i>	<i>RUNS</i>	<i>RUNM</i>	<i>AUTO</i>	<i>MEAN</i>	<i>VAR</i>
(A)	1,03708	**	***	***	OK	*
(B)	1,05585	*	***	***	OK	*
(C)	1,12068	***	***	***	OK	OK
(D)	1,14857	***	***	***	OK	OK
(E)	1,19952	***	OK	***	OK	*

**Tabla 59, Evaluación de la media y varianza del modelo**

MA(14)

Period	Forecast	Lower 95,0%	Upper 95,0%
		Limit	Limit
01/01/19	4,50429	2,40031	6,60827
02/01/19	4,50429	2,40031	6,60827
03/01/19	4,50429	2,40031	6,60827
04/01/19	4,50429	2,40031	6,60827
05/01/19	4,50429	2,40031	6,60827
06/01/19	4,50429	2,40031	6,60827
07/01/19	4,50429	2,40031	6,60827
08/01/19	4,50429	2,40031	6,60827
09/01/19	4,50429	2,40031	6,60827
10/01/19	4,50429	2,40031	6,60827
11/01/19	4,50429	2,40031	6,60827
12/01/19	4,50429	2,40031	6,60827

Tabla 60, Tabla de predicciones para el modelo Media móviles(14)

MA(7)

Period	Forecast	Lower 95,0%	Upper 95,0%
		Limit	Limit
01/01/19	3,82286	1,61055	6,03517
02/01/19	3,82286	1,61055	6,03517
03/01/19	3,82286	1,61055	6,03517
04/01/19	3,82286	1,61055	6,03517
05/01/19	3,82286	1,61055	6,03517
06/01/19	3,82286	1,61055	6,03517
07/01/19	3,82286	1,61055	6,03517
08/01/19	3,82286	1,61055	6,03517
09/01/19	3,82286	1,61055	6,03517
10/01/19	3,82286	1,61055	6,03517
11/01/19	3,82286	1,61055	6,03517
12/01/19	3,82286	1,61055	6,03517

Tabla 61, Tabla de predicciones para el modelo Media móviles(7)

MA (4)

<i>Period</i>	<i>Forecast</i>	<i>Lower 95,0%</i>	<i>Upper 95,0%</i>
		<i>Limit</i>	<i>Limit</i>
01/01/19	3,72	1,26424	6,17576
02/01/19	3,72	1,26424	6,17576
03/01/19	3,72	1,26424	6,17576
04/01/19	3,72	1,26424	6,17576
05/01/19	3,72	1,26424	6,17576
06/01/19	3,72	1,26424	6,17576
07/01/19	3,72	1,26424	6,17576
08/01/19	3,72	1,26424	6,17576
09/01/19	3,72	1,26424	6,17576
10/01/19	3,72	1,26424	6,17576
11/01/19	3,72	1,26424	6,17576
12/01/19	3,72	1,26424	6,17576

**Tabla 62, Tabla de predicciones para el modelo Media móviles(4)**

MA (2)

<i>Period</i>	<i>Forecast</i>	<i>Lower 95,0%</i>	<i>Upper 95,0%</i>
		<i>Limit</i>	<i>Limit</i>
01/01/19	3,44	0,560599	6,3194
02/01/19	3,44	0,560599	6,3194
03/01/19	3,44	0,560599	6,3194
04/01/19	3,44	0,560599	6,3194
05/01/19	3,44	0,560599	6,3194
06/01/19	3,44	0,560599	6,3194
07/01/19	3,44	0,560599	6,3194
08/01/19	3,44	0,560599	6,3194
09/01/19	3,44	0,560599	6,3194
10/01/19	3,44	0,560599	6,3194
11/01/19	3,44	0,560599	6,3194
12/01/19	3,44	0,560599	6,3194

**Tabla 63, Tabla de predicciones para el modelo Media móviles(2)**

## 1.5 Agrupado por semana

- Modelo Suavizado exponencial simple

- (A) Simple exponential smoothing with  $\alpha = 0,4048$   
 (B) Simple exponential smoothing with  $\alpha = 0,451$   
 (C) Simple exponential smoothing with  $\alpha = 0,4415$   
 (D) Simple exponential smoothing with  $\alpha = 0,4415$   
**(E) Simple exponential smoothing with  $\alpha = 0,6$**

Model	RMSE	MAE	MAPE	ME	MPE
(A)	0,494392	0,374214	7,95809	0,0101675	-0,622752
(B)	0,494567	0,374397	7,96951	0,00791814	-0,646627
(C)	0,494484	0,374219	7,96473	0,00834561	-0,642244
(D)	0,494484	0,374219	7,96473	0,00834561	-0,642244
<b>(E)</b>	<b>0,497633</b>	<b>0,379292</b>	<b>8,0711</b>	<b>0,00291786</b>	<b>-0,690478</b>

Tabla 64, RMSE, MAE y ME para el modelo Suavizado exponencial simple, para diferentes alfas.

Model	RMSE	RUNS	RUNM	AUTO	MEAN	VAR
(A)	0,494392	OK	OK	OK	OK	**
(B)	0,494567	OK	OK	OK	OK	**
(C)	0,494484	OK	OK	OK	OK	**
(D)	0,494484	OK	OK	OK	OK	**
(E)	0,497633	OK	OK	OK	OK	**

Tabla 65, Evaluación de la media y varianza del modelo.

<i>Period</i>	<i>Forecast</i>	<i>Lower 95,0% Limit</i>	<i>Upper 95,0% Limit</i>
8/32	4,59894	3,62359	5,57428
9/32	4,59894	3,4615	5,73637
10/32	4,59894	3,31979	5,87809
11/32	4,59894	3,19228	6,0056
12/32	4,59894	3,0754	6,12247
1/33	4,59894	2,96687	6,231
2/33	4,59894	2,86513	6,33275
3/33	4,59894	2,76903	6,42884
4/33	4,59894	2,67773	6,52014
5/33	4,59894	2,59058	6,60729
6/33	4,59894	2,50706	6,69082
7/33	4,59894	2,42674	6,77113

**Tabla 66, Tabla de predicciones para el modelo Suavizado exponencial simple con una alfa de 0.6.**

- Modelo Holt

- (A) Holt's linear exp. smoothing with  $\alpha = 0,4463$  and  $\beta = 0,0169$   
 (B) Holt's linear exp. smoothing with  $\alpha = 0,4506$  and  $\beta = 0,0165$   
 (C) Holt's linear exp. smoothing with  $\alpha = 0,421$  and  $\beta = 0,0176$   
 (D) Holt's linear exp. smoothing with  $\alpha = 0,4489$  and  $\beta = 0,0166$   
**(E) Holt's linear exp. smoothing with  $\alpha = 0,47$  and  $\beta = 0,015$**

<i>Model</i>	<i>RMSE</i>	<i>MAE</i>	<i>MAPE</i>	<i>ME</i>	<i>MPE</i>
(A)	0,500643	0,37567	7,98231	0,0206219	-0,348214
(B)	0,500811	0,375592	7,9777	0,0230867	-0,293168
(C)	0,500447	0,3758	7,98715	0,018078	-0,415266
(D)	0,500763	0,375615	7,97886	0,022492	-0,306765
(E)	0,499582	0,375853	7,9681	0,0347441	-0,033203

**Tabla 67, RMSE, MAE y ME para el modelo Holt, para diferentes alfas y betas.**

<i>Model</i>	<i>RMSE</i>	<i>RUNS</i>	<i>RUNM</i>	<i>AUTO</i>	<i>MEAN</i>	<i>VAR</i>
(A)	0,500643	OK	OK	OK	OK	**
(B)	0,500811	OK	OK	OK	OK	**
(C)	0,500447	OK	OK	OK	OK	**
(D)	0,500763	OK	OK	OK	OK	**
(E)	0,499582	OK	OK	OK	OK	**

**Tabla 68, Evaluación de la media y varianza del modelo.**

<i>Period</i>	<i>Forecast</i>	<i>Lower 95,0% Limit</i>	<i>Upper 95,0% Limit</i>
8/32	4,94372	3,96456	5,92289
9/32	4,94292	3,85805	6,0278
10/32	4,94212	3,75821	6,12604
11/32	4,94132	3,66346	6,21918
12/32	4,94052	3,57272	6,30833
1/33	4,93972	3,4852	6,39425
2/33	4,93892	3,40033	6,47752
3/33	4,93813	3,31767	6,55858
4/33	4,93733	3,23687	6,63778
5/33	4,93653	3,15765	6,7154
6/33	4,93573	3,0798	6,79166
7/33	4,93493	3,00311	6,86675

**Tabla 69, Tabla de predicciones para el modelo Holt con una alfa de 0,47 y un beta de 0,015.**

- Modelo MA (14) (7) (4) y (2)

- (A) Simple moving average of 14 terms  
 (B) Simple moving average of 7 terms  
 (C) Simple moving average of 6 terms  
 (D) Simple moving average of 4 terms  
 (E) Simple moving average of 2 terms

<i>Model</i>	<i>RMSE</i>	<i>MAE</i>	<i>MAPE</i>	<i>ME</i>	<i>MPE</i>
(A)	0,556843	0,421371	8,79078	0,0530597	-0,066733
(B)	0,53266	0,397288	8,37301	0,0222906	-0,542992
(C)	0,528303	0,399019	8,41253	0,0164529	-0,626288
(D)	0,523205	0,398179	8,42957	0,0105001	-0,658152
(E)	0,51948	0,401575	8,53433	0,00245888	-0,691337

**Tabla 70, RMSE, MAE y ME para el modelo de medias móviles, para diferentes promedios.**

<i>Model</i>	<i>RMSE</i>	<i>RUNS</i>	<i>RUNM</i>	<i>AUTO</i>	<i>MEAN</i>	<i>VAR</i>
(A)	0,556843	OK	***	***	OK	***
(B)	0,53266	OK	**	***	OK	**
(C)	0,528303	OK	***	***	OK	**
(D)	0,523205	OK	*	**	OK	**
(E)	0,51948	OK	OK	OK	OK	**

**Tabla 71, Evaluación de la media y varianza del modelo.**

MA(14)

		<i>Lower 95,0%</i>	<i>Upper 95,0%</i>
<i>Period</i>	<i>Forecast</i>	<i>Limit</i>	<i>Limit</i>
8/32	5,70899	4,57929	6,83869
9/32	5,70899	4,57929	6,83869
10/32	5,70899	4,57929	6,83869
11/32	5,70899	4,57929	6,83869
12/32	5,70899	4,57929	6,83869
1/33	5,70899	4,57929	6,83869
2/33	5,70899	4,57929	6,83869
3/33	5,70899	4,57929	6,83869
4/33	5,70899	4,57929	6,83869
5/33	5,70899	4,57929	6,83869
6/33	5,70899	4,57929	6,83869
7/33	5,70899	4,57929	6,83869

**Tabla 72, Tabla de predicciones para el modelo Media móviles(14)**

MA(7)

		<i>Lower 95,0%</i>	<i>Upper 95,0%</i>
<i>Period</i>	<i>Forecast</i>	<i>Limit</i>	<i>Limit</i>
8/32	5,87714	4,76106	6,99322
9/32	5,87714	4,76106	6,99322
10/32	5,87714	4,76106	6,99322
11/32	5,87714	4,76106	6,99322
12/32	5,87714	4,76106	6,99322
1/33	5,87714	4,76106	6,99322
2/33	5,87714	4,76106	6,99322
3/33	5,87714	4,76106	6,99322
4/33	5,87714	4,76106	6,99322
5/33	5,87714	4,76106	6,99322
6/33	5,87714	4,76106	6,99322
7/33	5,87714	4,76106	6,99322

**Tabla 73, Tabla de predicciones para el modelo Media móviles(7)**

MA(4)

<i>Period</i>	<i>Forecast</i>	<i>Lower 95,0%</i>	<i>Upper 95,0%</i>
		<i>Limit</i>	<i>Limit</i>
8/32	5,51071	4,36421	6,65722
9/32	5,51071	4,36421	6,65722
10/32	5,51071	4,36421	6,65722
11/32	5,51071	4,36421	6,65722
12/32	5,51071	4,36421	6,65722
1/33	5,51071	4,36421	6,65722
2/33	5,51071	4,36421	6,65722
3/33	5,51071	4,36421	6,65722
4/33	5,51071	4,36421	6,65722
5/33	5,51071	4,36421	6,65722
6/33	5,51071	4,36421	6,65722
7/33	5,51071	4,36421	6,65722

Tabla 74, Tabla de predicciones para el modelo Media móviles(4)

MA(2)

<i>Period</i>	<i>Forecast</i>	<i>Lower 95,0%</i>	<i>Upper 95,0%</i>
		<i>Limit</i>	<i>Limit</i>
8/32	4,54857	3,30158	5,79556
9/32	4,54857	3,30158	5,79556
10/32	4,54857	3,30158	5,79556
11/32	4,54857	3,30158	5,79556
12/32	4,54857	3,30158	5,79556
1/33	4,54857	3,30158	5,79556
2/33	4,54857	3,30158	5,79556
3/33	4,54857	3,30158	5,79556
4/33	4,54857	3,30158	5,79556
5/33	4,54857	3,30158	5,79556
6/33	4,54857	3,30158	5,79556
7/33	4,54857	3,30158	5,79556

Tabla 75, Tabla de predicciones para el modelo Media móviles(2)

## 1.6 Agrupada por mes

- Modelo Suavizado exponencial simple

- (A) Simple exponential smoothing with  $\alpha = 0,651$   
 (B) Simple exponential smoothing with  $\alpha = 0,6475$   
 (C) Simple exponential smoothing with  $\alpha = 0,6467$   
 (D) Simple exponential smoothing with  $\alpha = 0,647$   
**(E) Simple exponential smoothing with  $\alpha = 0,94$**

<i>Model</i>	<i>RMSE</i>	<i>MAE</i>	<i>MAPE</i>	<i>ME</i>	<i>MPE</i>
(A)	0,398639	0,303999	6,25234	0,0434803	0,443293
(B)	0,398636	0,303978	6,25239	0,0436809	0,446104
(C)	0,398636	0,303974	6,25241	0,0437269	0,446748
(D)	0,398636	0,303976	6,2524	0,0437097	0,446506
(E)	0,409403	0,315199	6,45523	0,0297119	0,244911

**Tabla 76, RMSE, MAE y ME para el modelo Suavizado exponencial simple, para diferentes alfas.**

<i>Model</i>	<i>RMSE</i>	<i>RUNS</i>	<i>RUNM</i>	<i>AUTO</i>	<i>MEAN</i>	<i>VAR</i>
(A)	0,398639	OK	OK	OK	OK	*
(B)	0,398636	OK	OK	OK	OK	*
(C)	0,398636	OK	OK	OK	OK	*
(D)	0,398636	OK	OK	OK	OK	*
(E)	0,409403	OK	*	OK	OK	OK

**Tabla 77, Evaluación de la media y varianza del modelo.**

<i>Period</i>	<i>Forecast</i>	<i>Lower 95,0%</i>	<i>Upper 95,0%</i>
		<i>Limit</i>	<i>Limit</i>
1/19	5,57139	4,76898	6,37381
2/19	5,57139	4,47012	6,67266
3/19	5,57139	4,23658	6,90621
4/19	5,57139	4,03821	7,10458
5/19	5,57139	3,86272	7,28007
6/19	5,57139	3,70364	7,43915
7/19	5,57139	3,55709	7,5857
8/19	5,57139	3,4205	7,72229
9/19	5,57139	3,29208	7,85071
10/19	5,57139	3,17052	7,97227
11/19	5,57139	3,05482	8,08797
12/19	5,57139	2,94422	8,19857

**Tabla 78, Tabla de predicciones para el modelo Suavizado exponencial simple con una alfa de 0.94.**

- Modelo Holt

- (A) Holt's linear exp. smoothing with alpha = 0,6455 and beta = 0,0548  
 (B) Holt's linear exp. smoothing with alpha = 0,6455 and beta = 0,0548  
 (C) Holt's linear exp. smoothing with alpha = 0,6455 and beta = 0,0548  
 (D) Holt's linear exp. smoothing with alpha = 0,6455 and beta = 0,0548  
**(E) Holt's linear exp. smoothing with alpha = 0,7 and beta = 0,026**

<i>Model</i>	<i>RMSE</i>	<i>MAE</i>	<i>MAPE</i>	<i>ME</i>	<i>MPE</i>
(A)	0,411036	0,30927	6,36661	0,0406894	0,410988
(B)	0,411036	0,30927	6,36661	0,0406894	0,410988
(C)	0,411036	0,30927	6,36661	0,0406894	0,410988
(D)	0,411036	0,30927	6,36661	0,0406894	0,410988
(E)	0,43695	0,339979	6,93504	0,175665	3,29074

**Tabla 79, RMSE, MAE y ME para el modelo Holt, para diferentes alfas y betas.**

<i>Model</i>	<i>RMSE</i>	<i>RUNS</i>	<i>RUNM</i>	<i>AUTO</i>	<i>MEAN</i>	<i>VAR</i>
(A)	0,411036	OK	OK	OK	OK	*
(B)	0,411036	OK	OK	OK	OK	*
(C)	0,411036	OK	OK	OK	OK	*
(D)	0,411036	OK	OK	OK	OK	*
(E)	0,43695	OK	OK	OK	OK	OK

**Tabla 80, Evaluación de la media y varianza del modelo.**

<i>Period</i>	<i>Forecast</i>	<i>Lower 95,0%</i>	<i>Upper 95,0%</i>
		<i>Limit</i>	<i>Limit</i>
1/19	5,61521	4,7588	6,47162
2/19	5,59016	4,53576	6,64455
3/19	5,5651	4,33649	6,79371
4/19	5,54005	4,15184	6,92825
5/19	5,51499	3,97709	7,05289
6/19	5,48994	3,80945	7,17042
7/19	5,46488	3,64711	7,28265
8/19	5,43983	3,48883	7,39083
9/19	5,41477	3,33371	7,49584
10/19	5,38972	3,18108	7,59836
11/19	5,36467	3,03043	7,6989

**Tabla 81, Tabla de predicciones para el modelo Holt con una alfa de 0,7 y un beta de 0,026.**

- Modelo MA (14) (7) (4) y (2)

- (A) Simple moving average of 14 terms  
 (B) Simple moving average of 7 terms  
 (C) Simple moving average of 6 terms  
 (D) Simple moving average of 4 terms  
 (E) Simple moving average of 2 terms

<i>Model</i>	<i>RMSE</i>	<i>MAE</i>	<i>MAPE</i>	<i>ME</i>	<i>MPE</i>
(A)	0,559851	0,463621	9,54012	0,11778	1,28045
(B)	0,509206	0,406774	8,45061	0,0787406	0,722965
(C)	0,497497	0,39296	8,15376	0,0769497	0,749089
(D)	0,451493	0,347222	7,16069	0,0742021	0,869513
(E)	0,411294	0,307408	6,33671	0,0449982	0,443714

**Tabla 82, RMSE, MAE y ME para el modelo de medias móviles, para diferentes promedios.**

MA(14)

<i>Period</i>	<i>Forecast</i>	<i>Lower 95,0%</i>		<i>Upper 95,0%</i>	
		<i>Limit</i>	<i>Limit</i>	<i>Limit</i>	<i>Limit</i>
1/19	4,90995	3,77415	3,77415	6,04575	6,04575
2/19	4,90995	3,77415	3,77415	6,04575	6,04575
3/19	4,90995	3,77415	3,77415	6,04575	6,04575
4/19	4,90995	3,77415	3,77415	6,04575	6,04575
5/19	4,90995	3,77415	3,77415	6,04575	6,04575
6/19	4,90995	3,77415	3,77415	6,04575	6,04575
7/19	4,90995	3,77415	3,77415	6,04575	6,04575
8/19	4,90995	3,77415	3,77415	6,04575	6,04575
9/19	4,90995	3,77415	3,77415	6,04575	6,04575
10/19	4,90995	3,77415	3,77415	6,04575	6,04575

**Tabla 83, Tabla de predicciones para el modelo Media móviles(14)**

MA(7)

<i>Period</i>	<i>Forecast</i>	<i>Lower 95,0%</i>		<i>Upper 95,0%</i>	
		<i>Limit</i>	<i>Limit</i>	<i>Limit</i>	<i>Limit</i>
1/19	5,23776	4,17082	4,17082	6,30469	6,30469
2/19	5,23776	4,17082	4,17082	6,30469	6,30469
3/19	5,23776	4,17082	4,17082	6,30469	6,30469
4/19	5,23776	4,17082	4,17082	6,30469	6,30469
5/19	5,23776	4,17082	4,17082	6,30469	6,30469
6/19	5,23776	4,17082	4,17082	6,30469	6,30469
7/19	5,23776	4,17082	4,17082	6,30469	6,30469
8/19	5,23776	4,17082	4,17082	6,30469	6,30469
9/19	5,23776	4,17082	4,17082	6,30469	6,30469
10/19	5,23776	4,17082	4,17082	6,30469	6,30469
11/19	5,23776	4,17082	4,17082	6,30469	6,30469
12/19	5,23776	4,17082	4,17082	6,30469	6,30469

Tabla 84, Tabla de predicciones para el modelo Media móviles(7)

MA(4)

<i>Period</i>	<i>Forecast</i>	<i>Lower 95,0%</i>		<i>Upper 95,0%</i>	
		<i>Limit</i>	<i>Limit</i>	<i>Limit</i>	<i>Limit</i>
1/19	5,59188	4,60252	4,60252	6,58124	6,58124
2/19	5,59188	4,60252	4,60252	6,58124	6,58124
3/19	5,59188	4,60252	4,60252	6,58124	6,58124
4/19	5,59188	4,60252	4,60252	6,58124	6,58124
5/19	5,59188	4,60252	4,60252	6,58124	6,58124
6/19	5,59188	4,60252	4,60252	6,58124	6,58124
7/19	5,59188	4,60252	4,60252	6,58124	6,58124
8/19	5,59188	4,60252	4,60252	6,58124	6,58124
9/19	5,59188	4,60252	4,60252	6,58124	6,58124
10/19	5,59188	4,60252	4,60252	6,58124	6,58124
11/19	5,59188	4,60252	4,60252	6,58124	6,58124
12/19	5,59188	4,60252	4,60252	6,58124	6,58124

Tabla 85, Tabla de predicciones para el modelo Media móviles(4)

MA(2)

Period	Forecast	Lower 95,0%	Upper 95,0%
		Limit	Limit
1/19	5,87321	4,88591	6,8605
2/19	5,87321	4,88591	6,8605
3/19	5,87321	4,88591	6,8605
4/19	5,87321	4,88591	6,8605
5/19	5,87321	4,88591	6,8605
6/19	5,87321	4,88591	6,8605
7/19	5,87321	4,88591	6,8605
8/19	5,87321	4,88591	6,8605
9/19	5,87321	4,88591	6,8605
10/19	5,87321	4,88591	6,8605
11/19	5,87321	4,88591	6,8605
12/19	5,87321	4,88591	6,8605

Tabla 86, Tabla de predicciones para el modelo Media móviles(2)

# Sosa caustica

## 1. Comparación de modelos

		Suavizado exponencial	Holt	MA(14)	MA(7)	MA(4)	MA(2)	
Entrenamiento	Crudos sin agrupar	3,057	3,178	0,063	3,159	3,400	3,714	MAD
		122%	119%	121%	115%	122%	113%	MAPE
		4,202	4,322	4,239	4,329	4,646	5,097	RMSE
	Crudos agrupado x semana	1,136	1,082	1,119	1,133	1,120	1,193	MAD
		15%	14%	14%	15%	14%	15%	MAPE
		1,517	1,456	1,457	1,484	1,504	1,578	RMSE
Crudos agrupado x mes	0,786	0,705	0,858	0,769	0,688	0,772	MAD	
	9%	8%	10%	9%	8%	9%	MAPE	
	0,970	0,878	1,051	0,950	0,860	0,940	RMSE	
Predicción	Crudos sin agrupar	3,413	3,793	3,618	3,464	3,890	3,518	MAD
		77%	67%	68%	68%	81%	76%	MAPE
		4,671	4,825	4,623	4,500	5,291	5,599	RMSE
	Crudos agrupado x semana	1,647	1,646	1,579	1,663	1,700	1,921	MAD
		20%	21%	20%	20%	21%	23%	MAPE
		1,868	2,035	1,908	2,023	2,062	2,070	RMSE
Crudos agrupado x mes	1,116	1,313	0,958	1,062	1,054	1,262	MAD	
	12%	12%	11%	12%	12%	14%	MAPE	
	1,309	1,144	0,977	1,086	1,063	1,393	RMSE	

Tabla 87. Cuadro comparativo de los modelos con los diferentes arreglos para los datos en crudo de la sosa caustica.

		Suavizado exponencial	Holt	MA(14)	MA(7)	MA(4)	MA(2)	
Entrenamiento	Filtrados sin agrupar	1,251	1,283	0,025	1,293	1,359	1,453	MAD
		18%	18%	18%	18%	19%	20%	MAPE
		1,614	1,644	1,596	1,633	1,723	1,868	RMSE
	Filtrados agrupado x semana	0,597	0,563	0,539	0,563	0,556	0,592	MAD
		8%	8%	7%	7%	7%	8%	MAPE
		0,779	0,712	0,671	0,698	0,712	0,748	RMSE
Filtrados agrupado x mes	0,376	0,318	0,316	0,302	0,297	0,342	MAD	
	5%	4%	4%	4%	4%	4%	MAPE	
	0,433	0,378	0,380	0,349	0,352	0,407	RMSE	
Predicción	Filtrados sin agrupar	0,802	0,851	0,801	0,816	1,077	0,994	MAD
		10%	11%	10%	10%	14%	13%	MAPE
		1,066	1,107	1,057	1,087	1,311	1,257	RMSE
	Filtrados agrupado x semana	0,443	0,465	0,445	0,420	0,409	0,498	MAD
		6%	6%	5%	5%	5%	6%	MAPE
		0,592	0,621	0,539	0,523	0,564	0,669	RMSE
Filtrados agrupado x mes	0,373	0,441	0,360	0,365	0,364	0,388	MAD	
	5%	4%	4%	4%	4%	5%	MAPE	
	0,462	0,400	0,459	0,413	0,399	0,463	RMSE	

Tabla 88. Cuadro comparativo de los modelos con los diferentes arreglos para los datos filtrados de la sosa caustica.

Se selecciona el modelo de media móvil 4, con los datos filtrados y agrupados por meses. El cual ajusta sus residuos como ruido blanco, en donde cumple durante la validación, todas las características para aceptar dicha hipótesis.

## 2. Resultados de Statagraphics

### 3.2. Modelo MA(4)

- (A) Simple moving average of 4 terms
  - (B) Constant mean = 7,68708
  - (C) S-curve trend =  $\exp(3,0406 + -806,039 / t)$
  - (D) Simple moving average of 3 terms
  - (E) Simple exponential smoothing with alpha = 0,2105
- :

Model	RMSE	MAE	MAPE	ME	MPE
(A)	0,352513	0,297443	3,85285	0,0159659	0,038897
(B)	0,372421	0,2975	3,8914	-1,20274E-15	-0,231872
(C)	0,352748	0,271376	3,53602	0,00772757	-0,100953
(D)	0,369638	0,306074	3,96404	0,010963	-0,0275392
(E)	0,344898	0,290437	3,7624	0,0359741	0,300914

**Tabla 89, RMSE, MAE y ME para el modelo de medias móviles, para diferentes promedios.**

Model	RMSE	RUNS	RUNM	AUTO	MEAN	VAR
(A)	0,352513	OK	OK	OK	OK	OK
(B)	0,372421	OK	OK	*	OK	OK
(C)	0,352748	OK	OK	OK	OK	OK
(D)	0,369638	OK	OK	OK	OK	OK
(E)	0,344898	OK	OK	OK	OK	OK

**Tabla 90, Evaluación de la media y varianza del modelo.**

Period	Forecast	Lower 95,0%		Upper 95,0%	
		Limit	Limit	Limit	Limit
1/19	7,8225	7,05003	8,59497		
2/19	7,8225	7,05003	8,59497		
3/19	7,8225	7,05003	8,59497		
4/19	7,8225	7,05003	8,59497		
5/19	7,8225	7,05003	8,59497		
6/19	7,8225	7,05003	8,59497		
7/19	7,8225	7,05003	8,59497		
8/19	7,8225	7,05003	8,59497		
9/19	7,8225	7,05003	8,59497		
10/19	7,8225	7,05003	8,59497		
11/19	7,8225	7,05003	8,59497		
12/19	7,8225	7,05003	8,59497		

**Tabla 91, Tabla de predicciones para el modelo Media móviles(4)**

### 3. Validación del modelo

#### 3.1. Análisis de los residuos

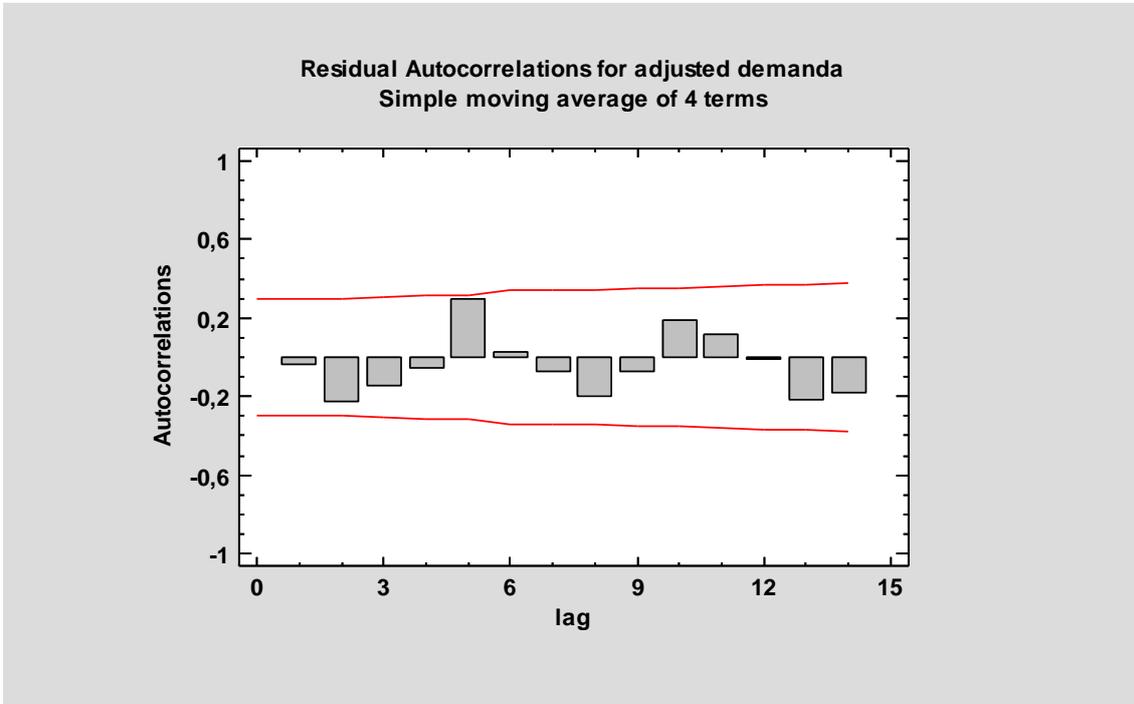


Figura 62. Autocorrelacion de los residuos para el modelo Media móvil (4)

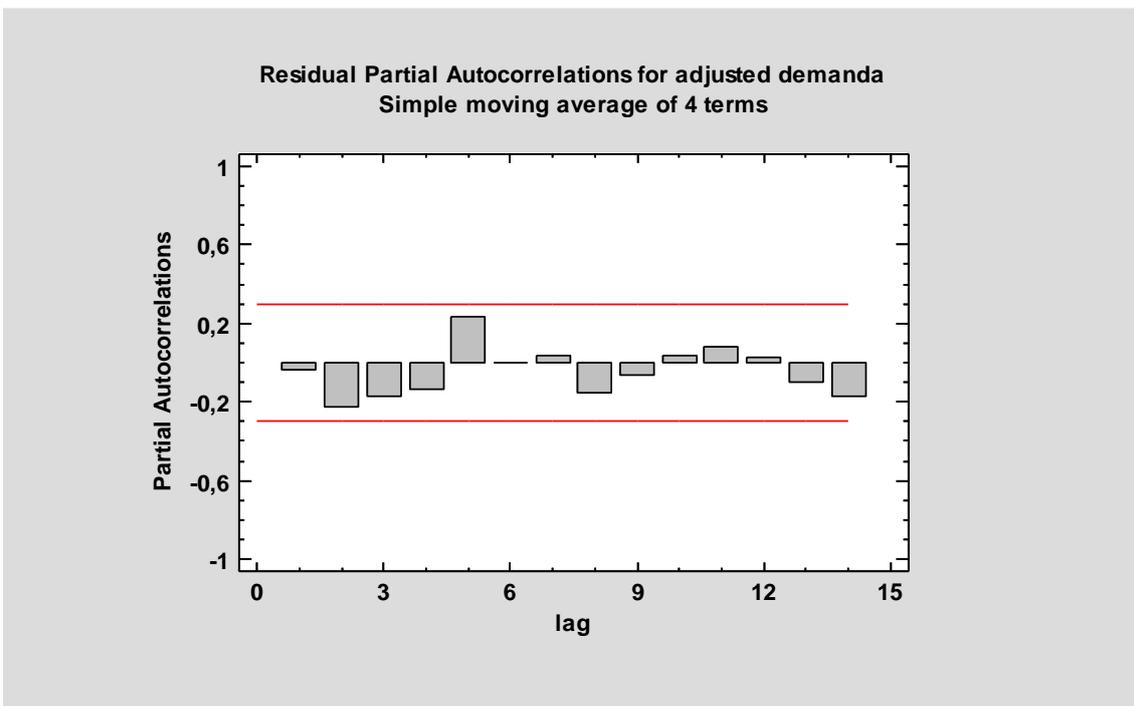


Figura 63. Autocorrelacion parcial de los residuos para el modelo Media móvil (4).

### 3.2. Media y varianza constante

Modelo	RMSE	RUNS	RUNM	AUTO	MEDIA	VAR
Media móvil (4)	0,352513	OK	OK	OK	OK	OK

**Tabla 92. Evaluación de la media y varianza del modelo**

En la tabla 92 se resume los resultados de cinco pruebas para determinar si el modelo es adecuado para los datos. Puesto que ninguna prueba es estadísticamente significativa con un nivel de confianza del 95% o más, el modelo actual probablemente es adecuado para los datos, con media y varianza constante.

### 3.3. Aleatoriedad de los residuos

#### Aleatoriedad de los Residuos

<b>Test de Rachas</b>	
Mediana	-0,015
Nº de corridas arriba y debajo de la mediana	26
Nº esperado de corrida	23
p-Valor	0,5
Nº de corridas arriba y abajo	34
Nº esperado de corridas	32
p-Valor	0.58

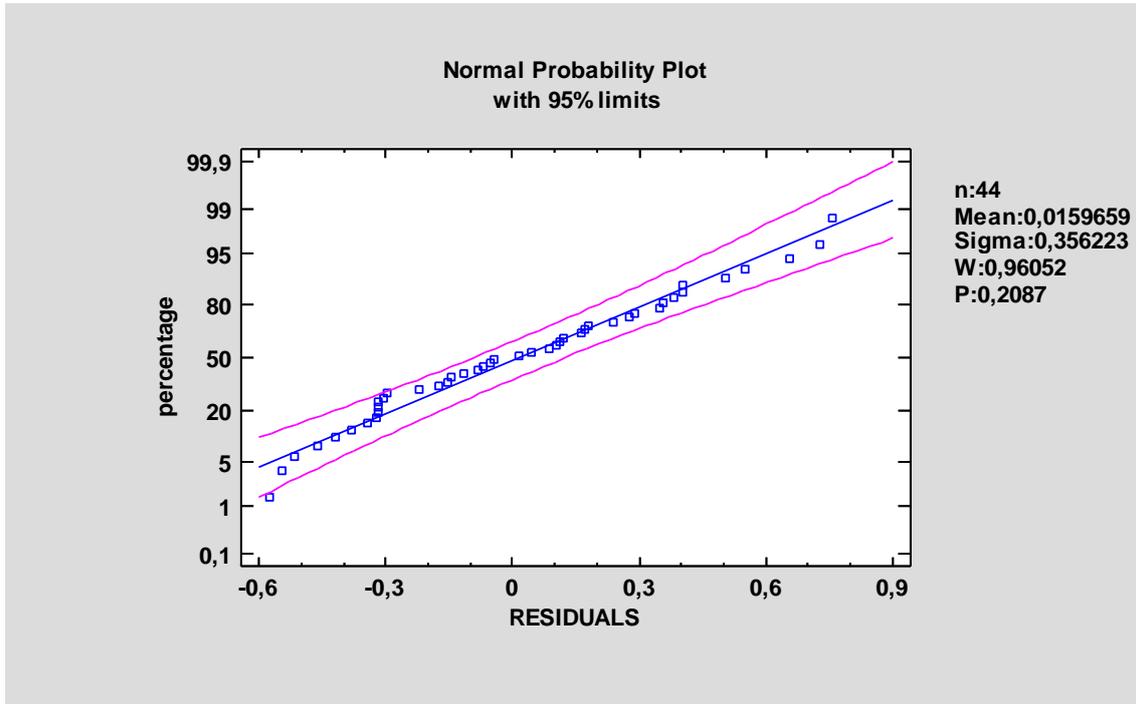
#### **Residuos incorrelacionados. Test de Box-Pierce**

Valor estad.y nº autocorr.	p-value
13,8266	0,5

**Tabla 93. Prueba de aleatoriedad de los residuos del modelo Medias móviles (4).**

Puesto que las pruebas son sensibles a diferentes tipos de desviación de un comportamiento aleatorio, y ninguna de ellas falla, sugiere que los residuos son completamente aleatorios, y que el modelo seleccionado captura toda la estructura en los datos.

### 3.4. Distribución de los residuos



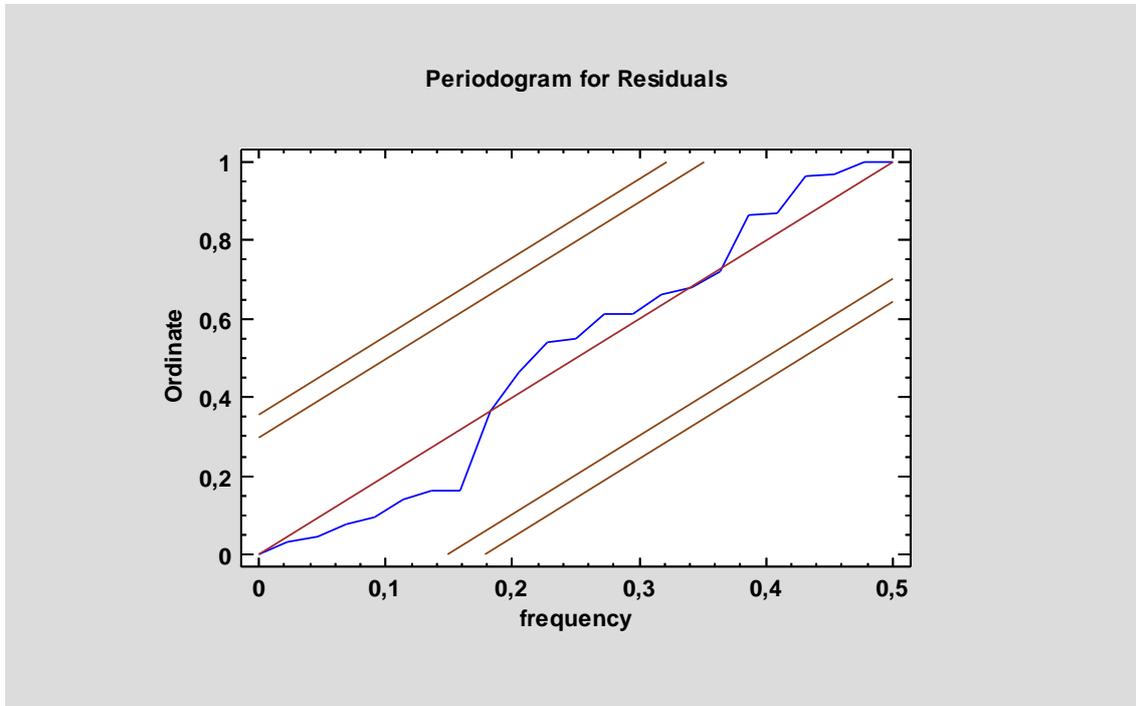
**Figura 64 , Estudio de la normalidad de los residuos del modelo Medias móviles (4).**

Basándonos en la figura 64 como los residuos se ajustan aproximadamente a una recta, se asumirá que cuenta con una distribución normal. Vemos que para el percentil 50 el valor que nos da se aproxima a 0, con lo cual se podría decir que la media es nula

Recuento	44
Promedio	0,0159659
Mediana	-0,015
Desviación Estándar	0,356223
Coefficiente de Variación	2231,15%
Mínimo	-0,5775
Máximo	0,7575
Rango	1,335
Sesgo Estandarizado	0,760168
Curtosis Estandarizada	-1,02404

**Tabla 94. Resumen estadístico para los residuos del modelo Medias móviles (4).**

De la tabla 94 podemos concluir que el valor del sesgo estandarizado y de la curtosis se encuentran dentro del rango esperado para datos provenientes una distribución normal (+2, -2).



**Figura 65, Periodograma para los residuos del modelo Medias móviles (4).**

En la figura 65 podemos ver el periodograma de los residuos para el modelo seleccionado, el cual comprueba la hipótesis de que los residuos de la serie de tiempo es una secuencia de ruido blanco.

Por lo que se acepta y valida el modelo como un estimador de las predicciones para el consumo del bisulfito sódico.

#### 4. Predicciones por día

Sem	Fecha	Stock	Consumo	CompraModelo	ControlStockModelo	
49	31/12/2018	Lunes	64,37	7,82	0	64,37
49	01/01/2019	Martes	56,55	7,82	0	56,55
49	02/01/2019	Miércoles	48,73	7,82	0	48,73
49	03/01/2019	Jueves	40,90	7,82	0	40,90
49	04/01/2019	Viernes	33,08	7,82	24,5	57,58
49	05/01/2019	Sábado	49,76	7,82	0	49,76
49	06/01/2019	Domingo	41,94	7,82	0	41,94
49	07/01/2019	Lunes	34,12	7,82	24,5	58,62
49	08/01/2019	Martes	50,79	7,82	0	50,79
49	09/01/2019	Miércoles	42,97	7,82	0	42,97
49	10/01/2019	Jueves	35,15	7,82	24,5	59,65
49	11/01/2019	Viernes	51,83	7,82	0	51,83
49	12/01/2019	Sábado	44,01	7,82	0	44,01
49	13/01/2019	Domingo	36,19	7,82	24,5	60,69
49	14/01/2019	Lunes	52,86	7,82	0	52,86
49	15/01/2019	Martes	45,04	7,82	0	45,04
49	16/01/2019	Miércoles	37,22	7,82	24,5	61,72
49	17/01/2019	Jueves	53,90	7,82	0	53,90
49	18/01/2019	Viernes	46,08	7,82	0	46,08
49	19/01/2019	Sábado	38,25	7,82	24,5	62,75
49	20/01/2019	Domingo	54,93	7,82	0	54,93
49	21/01/2019	Lunes	47,11	7,82	0	47,11
49	22/01/2019	Martes	39,29	7,82	24,5	63,79
49	23/01/2019	Miércoles	55,97	7,82	0	55,97
49	24/01/2019	Jueves	48,14	7,82	0	48,14
49	25/01/2019	Viernes	40,32	7,82	0	40,32
49	26/01/2019	Sábado	32,50	7,82	24,5	57,00
49	27/01/2019	Domingo	49,18	7,82	0	49,18

49	28/01/2019	Lunes	41,36	7,82	0	41,36
49	29/01/2019	Martes	33,54	7,82	24,5	58,04
49	30/01/2019	Miércoles	50,21	7,82	0	50,21
49	31/01/2019	Jueves	42,39	7,82	0	42,39
50	01/02/2019	Viernes	34,57	7,85	24,5	59,07
50	02/02/2019	Sábado	51,22	7,85	0	51,22
50	03/02/2019	Domingo	43,37	7,85	0	43,37
50	04/02/2019	Lunes	35,51	7,85	24,5	60,01
50	05/02/2019	Martes	52,16	7,85	0	52,16
50	06/02/2019	Miércoles	44,31	7,85	0	44,31
50	07/02/2019	Jueves	36,46	7,85	24,5	60,96
50	08/02/2019	Viernes	53,11	7,85	0	53,11
50	09/02/2019	Sábado	45,25	7,85	0	45,25
50	10/02/2019	Domingo	37,40	7,85	24,5	61,90
50	11/02/2019	Lunes	54,05	7,85	0	54,05
50	12/02/2019	Martes	46,20	7,85	0	46,20
50	13/02/2019	Miércoles	38,34	7,85	24,5	62,84
50	14/02/2019	Jueves	54,99	7,85	0	54,99
50	15/02/2019	Viernes	47,14	7,85	0	47,14
50	16/02/2019	Sábado	39,29	7,85	24,5	63,79
50	17/02/2019	Domingo	55,94	7,85	0	55,94
50	18/02/2019	Lunes	48,08	7,85	0	48,08
50	19/02/2019	Martes	40,23	7,85	0	40,23
50	20/02/2019	Miércoles	32,38	7,85	24,5	56,88
50	21/02/2019	Jueves	49,03	7,85	0	49,03
50	22/02/2019	Viernes	41,18	7,85	0	41,18
50	23/02/2019	Sábado	33,32	7,85	24,5	57,82
50	24/02/2019	Domingo	49,97	7,85	0	49,97

50	25/02/2019	Lunes	42,12	7,85	0	42,12
50	26/02/2019	Martes	34,27	7,85	24,5	58,77
50	27/02/2019	Miércoles	50,91	7,85	0	50,91
50	28/02/2019	Jueves	43,06	7,85	0	43,06
51	01/03/2019	Viernes	35,21	7,86	24,5	59,71
51	02/03/2019	Sábado	51,85	7,86	0	51,85
51	03/03/2019	Domingo	44,00	7,86	0	44,00
51	04/03/2019	Lunes	36,14	7,86	24,5	60,64
51	05/03/2019	Martes	52,78	7,86	0	52,78
51	06/03/2019	Miércoles	44,92	7,86	0	44,92
51	07/03/2019	Jueves	37,06	7,86	24,5	61,56
51	08/03/2019	Viernes	53,71	7,86	0	53,71
51	09/03/2019	Sábado	45,85	7,86	0	45,85
51	10/03/2019	Domingo	37,99	7,86	24,5	62,49
51	11/03/2019	Lunes	54,63	7,86	0	54,63
51	12/03/2019	Martes	46,78	7,86	0	46,78
51	13/03/2019	Miércoles	38,92	7,86	24,5	63,42
51	14/03/2019	Jueves	55,56	7,86	0	55,56
51	15/03/2019	Viernes	47,70	7,86	0	47,70
51	16/03/2019	Sábado	39,85	7,86	24,5	64,35
51	17/03/2019	Domingo	56,49	7,86	0	56,49
51	18/03/2019	Lunes	48,63	7,86	0	48,63
51	19/03/2019	Martes	40,77	7,86	0	40,77
51	20/03/2019	Miércoles	32,92	7,86	24,5	57,42
51	21/03/2019	Jueves	49,56	7,86	0	49,56
51	22/03/2019	Viernes	41,70	7,86	0	41,70
51	23/03/2019	Sábado	33,84	7,86	24,5	58,34
51	24/03/2019	Domingo	50,49	7,86	0	50,49

51	25/03/2019	Lunes	42,63	7,86	0	42,63
51	26/03/2019	Martes	34,77	7,86	24,5	59,27
51	27/03/2019	Miércoles	51,41	7,86	0	51,41
51	28/03/2019	Jueves	43,56	7,86	0	43,56
51	29/03/2019	Viernes	35,70	7,86	24,5	60,20
51	30/03/2019	Sábado	52,34	7,86	0	52,34
51	31/03/2019	Domingo	44,48	7,86	0	44,48
52	01/04/2019	Lunes	36,63	8,07	24,5	61,13
52	02/04/2019	Martes	53,06	8,07	0	53,06
52	03/04/2019	Miércoles	44,99	8,07	0	44,99
52	04/04/2019	Jueves	36,93	8,07	24,5	61,43
52	05/04/2019	Viernes	53,36	8,07	0	53,36
52	06/04/2019	Sábado	45,30	8,07	0	45,30
52	07/04/2019	Domingo	37,23	8,07	24,5	61,73
52	08/04/2019	Lunes	53,66	8,07	0	53,66
52	09/04/2019	Martes	45,60	8,07	0	45,60
52	10/04/2019	Miércoles	37,53	8,07	24,5	62,03
52	11/04/2019	Jueves	53,96	8,07	0	53,96
52	12/04/2019	Viernes	45,90	8,07	0	45,90
52	13/04/2019	Sábado	37,83	8,07	24,5	62,33
52	14/04/2019	Domingo	54,27	8,07	0	54,27
52	15/04/2019	Lunes	46,20	8,07	0	46,20
52	16/04/2019	Martes	38,13	8,07	24,5	62,63
52	17/04/2019	Miércoles	54,57	8,07	0	54,57
52	18/04/2019	Jueves	46,50	8,07	0	46,50
52	19/04/2019	Viernes	38,44	8,07	24,5	62,94
52	20/04/2019	Sábado	54,87	8,07	0	54,87
52	21/04/2019	Domingo	46,80	8,07	0	46,80

52	22/04/2019	Lunes	38,74	8,07	24,5	63,24
52	23/04/2019	Martes	55,17	8,07	0	55,17
52	24/04/2019	Miércoles	47,11	8,07	0	47,11
52	25/04/2019	Jueves	39,04	8,07	24,5	63,54
52	26/04/2019	Viernes	55,47	8,07	0	55,47
52	27/04/2019	Sábado	47,41	8,07	0	47,41
52	28/04/2019	Domingo	39,34	8,07	24,5	63,84
52	29/04/2019	Lunes	55,78	8,07	0	55,78
52	30/04/2019	Martes	47,71	8,07	0	47,71
53	01/05/2019	Miércoles	39,64	8,05	24,5	64,14
53	02/05/2019	Jueves	56,09	8,05	0	56,09
53	03/05/2019	Viernes	48,04	8,05	0	48,04
53	04/05/2019	Sábado	39,98	8,05	24,5	64,48
53	05/05/2019	Domingo	56,43	8,05	0	56,43
53	06/05/2019	Lunes	48,38	8,05	0	48,38
53	07/05/2019	Martes	40,32	8,05	0	40,32
53	08/05/2019	Miércoles	32,27	8,05	24,5	56,77
53	09/05/2019	Jueves	48,72	8,05	0	48,72
53	10/05/2019	Viernes	40,66	8,05	0	40,66
53	11/05/2019	Sábado	32,61	8,05	24,5	57,11
53	12/05/2019	Domingo	49,06	8,05	0	49,06
53	13/05/2019	Lunes	41,00	8,05	0	41,00
53	14/05/2019	Martes	32,95	8,05	24,5	57,45
53	15/05/2019	Miércoles	49,40	8,05	0	49,40
53	16/05/2019	Jueves	41,35	8,05	0	41,35
53	17/05/2019	Viernes	33,29	8,05	24,5	57,79
53	18/05/2019	Sábado	49,74	8,05	0	49,74
53	19/05/2019	Domingo	41,69	8,05	0	41,69

53	20/05/2019	Lunes	33,63	8,05	24,5	58,13
53	21/05/2019	Martes	50,08	8,05	0	50,08
53	22/05/2019	Miércoles	42,03	8,05	0	42,03
53	23/05/2019	Jueves	33,97	8,05	24,5	58,47
53	24/05/2019	Viernes	50,42	8,05	0	50,42
53	25/05/2019	Sábado	42,37	8,05	0	42,37
53	26/05/2019	Domingo	34,31	8,05	24,5	58,81
53	27/05/2019	Lunes	50,76	8,05	0	50,76
53	28/05/2019	Martes	42,71	8,05	0	42,71
53	29/05/2019	Miércoles	34,65	8,05	24,5	59,15
53	30/05/2019	Jueves	51,10	8,05	0	51,10
53	31/05/2019	Viernes	43,05	8,05	0	43,05
54	01/06/2019	Sábado	34,99	7,96	24,5	59,49
54	02/06/2019	Domingo	51,54	7,96	0	51,54
54	03/06/2019	Lunes	43,58	7,96	0	43,58
54	04/06/2019	Martes	35,62	7,96	24,5	60,12
54	05/06/2019	Miércoles	52,17	7,96	0	52,17
54	06/06/2019	Jueves	44,21	7,96	0	44,21
54	07/06/2019	Viernes	36,25	7,96	24,5	60,75
54	08/06/2019	Sábado	52,80	7,96	0	52,80
54	09/06/2019	Domingo	44,84	7,96	0	44,84
54	10/06/2019	Lunes	36,88	7,96	24,5	61,38
54	11/06/2019	Martes	53,43	7,96	0	53,43
54	12/06/2019	Miércoles	45,47	7,96	0	45,47
54	13/06/2019	Jueves	37,51	7,96	24,5	62,01
54	14/06/2019	Viernes	54,06	7,96	0	54,06
54	15/06/2019	Sábado	46,10	7,96	0	46,10
54	16/06/2019	Domingo	38,14	7,96	24,5	62,64

54	17/06/2019	Lunes	54,69	7,96	0	54,69
54	18/06/2019	Martes	46,73	7,96	0	46,73
54	19/06/2019	Miércoles	38,77	7,96	24,5	63,27
54	20/06/2019	Jueves	55,32	7,96	0	55,32
54	21/06/2019	Viernes	47,36	7,96	0	47,36
54	22/06/2019	Sábado	39,40	7,96	24,5	63,90
54	23/06/2019	Domingo	55,94	7,96	0	55,94
54	24/06/2019	Lunes	47,99	7,96	0	47,99
54	25/06/2019	Martes	40,03	7,96	0	40,03
54	26/06/2019	Miércoles	32,07	7,96	24,5	56,57
54	27/06/2019	Jueves	48,62	7,96	0	48,62
54	28/06/2019	Viernes	40,66	7,96	0	40,66
54	29/06/2019	Sábado	32,70	7,96	24,5	57,20
54	30/06/2019	Domingo	49,25	7,96	0	49,25

**Tabla 95. Compras diarias según el modelo Medias móviles (4) con los datos filtrados y agrupados por meses.**

# Ácido clorhídrico

## 1. Comparación de modelos

		Suavizado exponencial	Holt	MA(14)	MA(7)	MA(4)	MA(2)	
Entrenamiento	Crudos sin agrupar	1,450	1,478	0,029	1,494	1,606	1,717	MAD
		87%	88%	88%	86%	98%	98%	MAPE
		2,043	2,059	2,038	2,076	2,197	2,367	RMSE
	Crudos agrupado x semana	0,761	0,746	0,825	0,783	0,772	0,766	MAD
		16%	16%	17%	16%	16%	16%	MAPE
		0,985	0,959	1,028	1,004	0,997	0,997	RMSE
Crudos agrupado x mes	0,580	0,526	0,504	0,506	0,548	0,596	MAD	
	11%	10%	10%	10%	10%	11%	MAPE	
	0,738	0,698	0,666	0,696	0,711	0,728	RMSE	
Predicción	Crudos sin agrupar	1,409	1,445	1,587	1,377	1,665	1,597	MAD
		362%	347%	338%	264%	367%	226%	MAPE
		1,802	1,821	1,918	1,656	2,167	2,049	RMSE
	Crudos agrupado x semana	0,788	0,807	0,786	0,844	0,932	0,886	MAD
		17%	16%	18%	19%	21%	19%	MAPE
		1,014	1,014	0,944	0,996	1,133	1,179	RMSE
Crudos agrupado x mes	0,569	0,548	0,415	0,394	0,437	0,401	MAD	
	10%	8%	7%	7%	8%	7%	MAPE	
	0,683	0,602	0,590	0,606	0,616	0,552	RMSE	

Tabla 96. Cuadro comparativo de los modelos con los diferentes arreglos para los datos en crudo del ácido clorhídrico.

		Suavizado exponencial	Holt	MA(14)	MA(7)	MA(4)	MA(2)	
Entrenamiento	Filtrados sin agrupar	1,044	1,076	0,021	1,066	1,140	1,214	MAD
		22%	23%	22%	22%	24%	25%	MAPE
		1,378	1,400	1,364	1,393	1,468	1,585	RMSE
	Filtrados agrupado x semana	0,542	0,522	0,572	0,531	0,534	0,559	MAD
		10%	10%	11%	10%	10%	11%	MAPE
		0,681	0,652	0,698	0,664	0,666	0,683	RMSE
Filtrados agrupado x mes	0,375	0,350	0,318	0,349	0,376	0,368	MAD	
	7%	7%	6%	7%	7%	7%	MAPE	
	0,458	0,460	0,433	0,462	0,493	0,469	RMSE	
Predicción	Filtrados sin agrupar	0,971	1,011	0,953	0,993	1,040	1,170	MAD
		24%	24%	23%	23%	24%	27%	MAPE
		1,267	1,297	1,254	1,281	1,309	1,493	RMSE
	Filtrados agrupado x semana	0,603	0,622	0,477	0,515	0,602	0,607	MAD
		13%	12%	11%	11%	13%	13%	MAPE
		0,766	0,809	0,660	0,692	0,787	0,793	RMSE
Filtrados agrupado x mes	0,539	0,540	0,356	0,351	0,377	0,409	MAD	
	10%	8%	7%	6%	7%	8%	MAPE	
	0,608	0,534	0,456	0,461	0,495	0,486	RMSE	

Tabla 97. Cuadro comparativo de los modelos con los diferentes arreglos para los datos filtrados del ácido clorhídrico.

Se selecciona el modelo de Holt, con los datos filtrados y agrupados por meses. El cual ajusta sus residuos como ruido blanco, en donde cumple durante la validación, todas las características para aceptar dicha hipótesis.

## 2. Resultados Statgraphics

### 3.5. Modelo Holt

- (A) Holt's linear exp. smoothing with  $\alpha = 0,63$  and  $\beta = 0,03$   
 (B) Constant mean = 5,33771  
 (C) S-curve trend =  $\exp(1,67668 + -0,052838 / t)$   
 (D) Simple moving average of 3 terms  
 (E) Simple exponential smoothing with  $\alpha = 0,0001$   
 Math adjustment:

Model	RMSE	MAE	MAPE	ME	MPE
(A)	0,464527	0,344999	6,62849	-0,122893	-2,77312
(B)	0,425017	0,312101	5,80976	-1,05471E-15	-0,599807
(C)	0,427456	0,305605	5,67115	0,0159295	-0,292703
(D)	0,499011	0,380222	7,14699	0,00525926	-0,482619
(E)	0,425409	0,311031	5,77061	0,0175621	-0,268845

Tabla 98, RMSE, MAE y ME para el modelo de Holt, para diferentes promedios.

Model	RMSE	RUNS	RUNM	AUTO	MEAN	VAR
(A)	0,464527	OK	OK	OK	OK	OK
(B)	0,425017	OK	OK	OK	OK	OK
(C)	0,427456	OK	OK	OK	OK	OK
(D)	0,499011	OK	OK	OK	OK	OK
(E)	0,425409	OK	OK	OK	OK	OK

Tabla 99, RMSE, MAE y ME para el modelo Holt, para diferentes promedios.

Period	Forecast	Lower 95,0%		Upper 95,0%	
		Limit	Limit	Limit	Limit
1/54	5,231	4,32054	6,14146		
2/54	5,26268	4,17734	6,34803		
3/54	5,29436	4,05032	6,53841		
4/54	5,32605	3,93373	6,71836		
5/54	5,35773	3,82435	6,8911		
6/54	5,38941	3,72018	7,05865		
7/54	5,42109	3,61986	7,22233		
8/54	5,45278	3,52245	7,3831		
9/54	5,48446	3,42727	7,54165		
10/54	5,51614	3,33379	7,6985		
11/54	5,54782	3,24159	7,85405		
12/54	5,57951	3,15038	8,00863		

Tabla 100, Tabla de predicciones para el modelo Holt.

### 3. Validación del modelo

#### 3.1. Análisis de los residuos

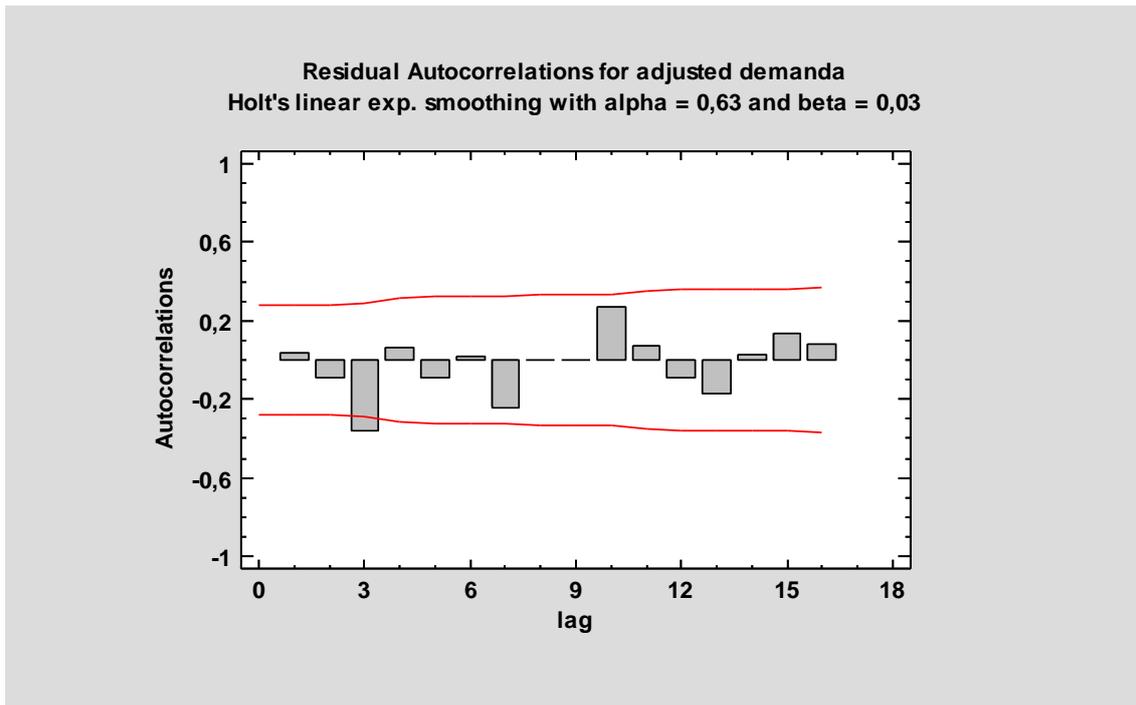
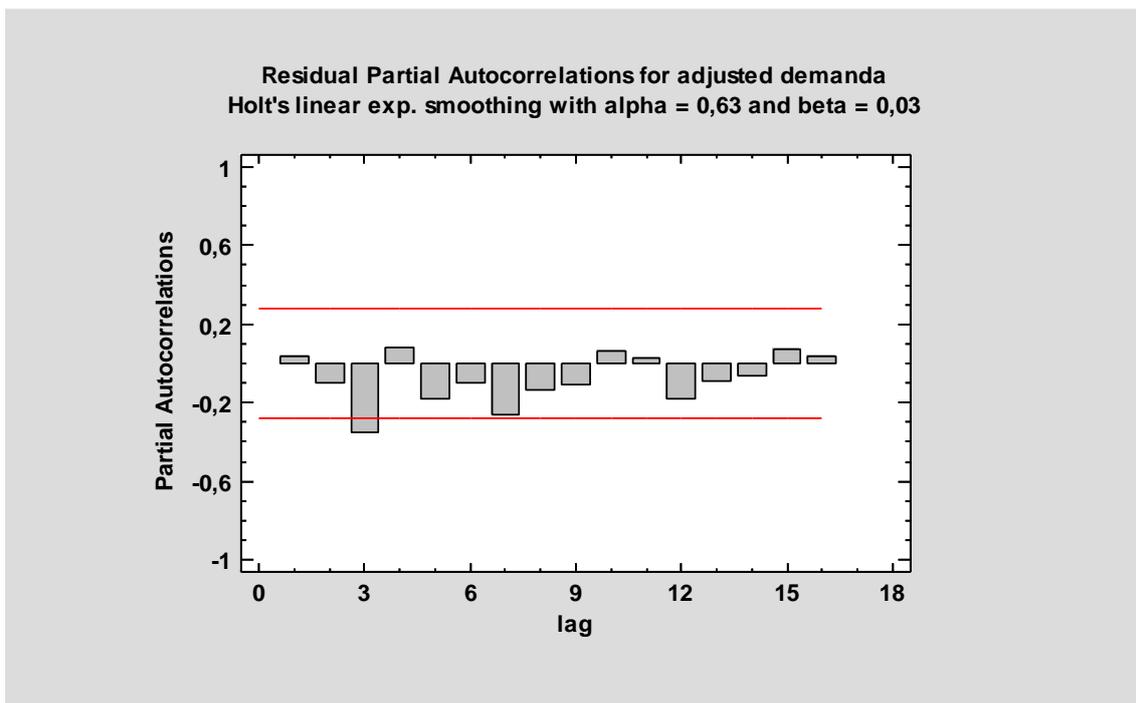


Figura 66. Autocorrelacion de los residuos para el modelo Holt



**Figura 67. Autocorrelacion parcial de los residuos para el modelo Holt.**

### 3.2. Media y varianza constante

Modelo	RMSE	RUNS	RUNM	AUTO	MEDIA	VAR
Holt Alfa 0.63 Beta 0.03	0,464527	OK	OK	OK	OK	OK

**Tabla 101 . Evaluación de la media y varianza del modelo**

En la tabla 101 se resume los resultados de cinco pruebas para determinar si el modelo es adecuado para los datos. Puesto que ninguna prueba es estadísticamente significativa con un nivel de confianza del 95% o más, el modelo actual probablemente es adecuado para los datos, con media y varianza constante.

### 3.3. Aleatoriedad de los residuos

#### Aleatoriedad de los Residuos

<b>Test de Rachas</b>	
Mediana	-0,04895
Nº de corridas arriba y debajo de la mediana	27
Nº esperado de corrida	25
p-Valor	0,6616
Nº de corridas arriba y abajo	32
Nº esperado de corridas	31.6667
p-Valor	1.0

#### **Residuos incorrelacionados. Test de Box-Pierce**

Valor estad.y nº autocorr.	p-value
17.0158	0.5121

**Tabla 102. Prueba de aleatoriedad de los residuos del modelo Holt.**

Puesto que las pruebas son sensibles a diferentes tipos de desviación de un comportamiento aleatorio, y ninguna de ellas falla, sugiere que los residuos son

completamente aleatorios, y que el modelo seleccionado captura toda la estructura en los datos.

### 3.4. Distribución de los residuos

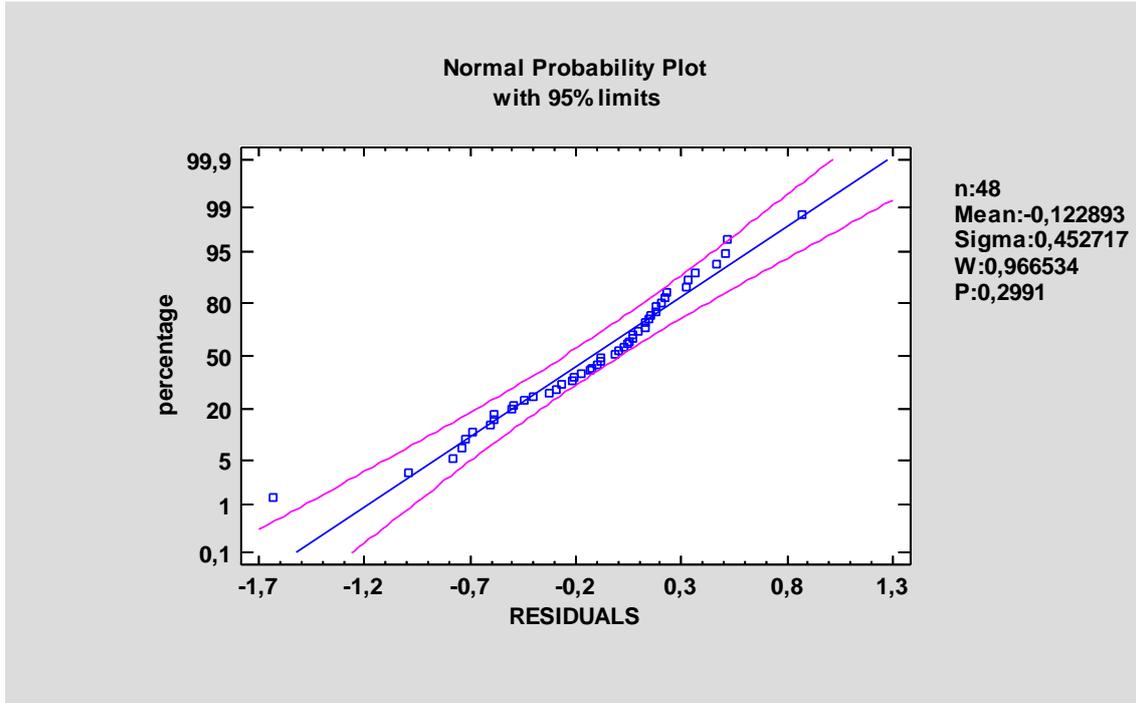


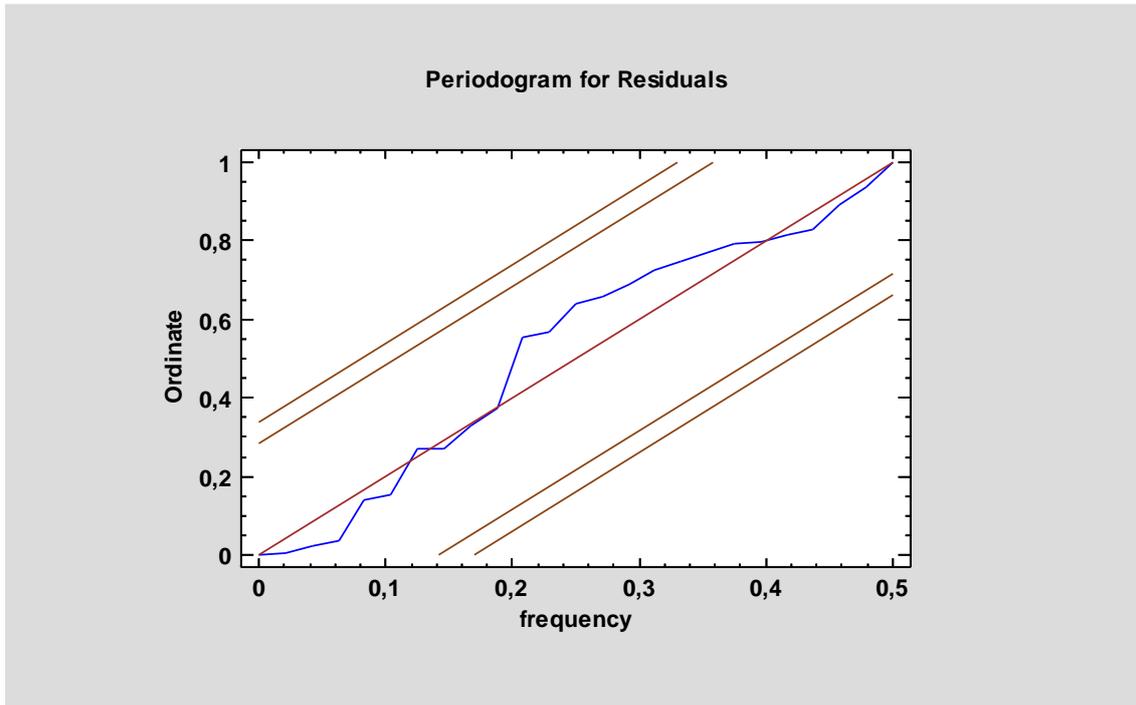
Figura 68 , Estudio de la normalidad de los residuos del modelo Holt

Basándonos en la figura 64 como los residuos se ajustan aproximadamente a una recta, se asumirá que cuenta con una distribución normal. Vemos que para el percentil 50 el valor que nos da se aproxima a 0, con lo cual se podría decir que la media es nula

Recuento	48
Promedio	-0,122893
Mediana	-0,0489584
Desviación Estándar	0,452717
Coefficiente de Variación	-368,383%
Mínimo	-1,63063
Máximo	0,872941
Rango	2,50357
Sesgo Estandarizado	-2,01745
Curtosis Estandarizada	2,10404

Tabla 103. Resumen estadístico para los residuos del modelo Holt.

De la tabla 103 podemos concluir que el valor del sesgo estandarizado y de la curtosis se encuentran al límite del rango esperado para datos provenientes una distribución normal (+2, -2). Por lo que podríamos asumir que si cumplen con dicha característica.



**Figura 69, Periodograma para los residuos del modelo Holt.**

En la figura 69 podemos ver el periodograma de los residuos para el modelo seleccionado, el cual comprueba la hipótesis de que los residuos de la serie de tiempo es una secuencia de ruido blanco.

Por lo que se acepta y valida el modelo como un estimador de las predicciones para el consumo del ácido clorhídrico.

#### 4. Predicciones por día

Sem	Fecha	Stock	Consumo	CompraModelo	ControlStockModelo
49	31/12/2018 Lunes	64,37	5,11	0	64,37
49	01/01/2019 Martes	59,26	5,11	0	59,26
49	02/01/2019 Miércoles	54,16	5,11	0	54,16
49	03/01/2019 Jueves	49,05	5,11	0	49,05
49	04/01/2019 Viernes	43,95	5,11	0	43,95
49	05/01/2019 Sábado	38,84	5,11	24,5	63,34
49	06/01/2019 Domingo	58,24	5,11	0	58,24
49	07/01/2019 Lunes	53,13	5,11	0	53,13
49	08/01/2019 Martes	48,03	5,11	0	48,03
49	09/01/2019 Miércoles	42,92	5,11	0	42,92
49	10/01/2019 Jueves	37,81	5,11	24,5	62,31
49	11/01/2019 Viernes	57,21	5,11	0	57,21
49	12/01/2019 Sábado	52,10	5,11	0	52,10
49	13/01/2019 Domingo	47,00	5,11	0	47,00
49	14/01/2019 Lunes	41,89	5,11	0	41,89
49	15/01/2019 Martes	36,79	5,11	24,5	61,29
49	16/01/2019 Miércoles	56,18	5,11	0	56,18
49	17/01/2019 Jueves	51,08	5,11	0	51,08
49	18/01/2019 Viernes	45,97	5,11	0	45,97
49	19/01/2019 Sábado	40,87	5,11	0	40,87
49	20/01/2019 Domingo	35,76	5,11	24,5	60,26
49	21/01/2019 Lunes	55,15	5,11	0	55,15
49	22/01/2019 Martes	50,05	5,11	0	50,05
49	23/01/2019 Miércoles	44,94	5,11	0	44,94
49	24/01/2019 Jueves	39,84	5,11	24,5	64,34
49	25/01/2019 Viernes	59,23	5,11	0	59,23
49	26/01/2019 Sábado	54,13	5,11	0	54,13
49	27/01/2019 Domingo	49,02	5,11	0	49,02

49	28/01/2019	Lunes	43,92	5,11	0	43,92
49	29/01/2019	Martes	38,81	5,11	24,5	63,31
49	30/01/2019	Miércoles	58,20	5,11	0	58,20
49	31/01/2019	Jueves	53,10	5,11	0	53,10
50	01/02/2019	Viernes	47,99	5,07	0	47,99
50	02/02/2019	Sábado	42,92	5,07	0	42,92
50	03/02/2019	Domingo	37,85	5,07	24,5	62,35
50	04/02/2019	Lunes	57,28	5,07	0	57,28
50	05/02/2019	Martes	52,21	5,07	0	52,21
50	06/02/2019	Miércoles	47,13	5,07	0	47,13
50	07/02/2019	Jueves	42,06	5,07	0	42,06
50	08/02/2019	Viernes	36,99	5,07	24,5	61,49
50	09/02/2019	Sábado	56,42	5,07	0	56,42
50	10/02/2019	Domingo	51,35	5,07	0	51,35
50	11/02/2019	Lunes	46,27	5,07	0	46,27
50	12/02/2019	Martes	41,20	5,07	0	41,20
50	13/02/2019	Miércoles	36,13	5,07	24,5	60,63
50	14/02/2019	Jueves	55,56	5,07	0	55,56
50	15/02/2019	Viernes	50,49	5,07	0	50,49
50	16/02/2019	Sábado	45,41	5,07	0	45,41
50	17/02/2019	Domingo	40,34	5,07	0	40,34
50	18/02/2019	Lunes	35,27	5,07	24,5	59,77
50	19/02/2019	Martes	54,70	5,07	0	54,70
50	20/02/2019	Miércoles	49,63	5,07	0	49,63
50	21/02/2019	Jueves	44,55	5,07	0	44,55
50	22/02/2019	Viernes	39,48	5,07	24,5	63,98
50	23/02/2019	Sábado	58,91	5,07	0	58,91
50	24/02/2019	Domingo	53,84	5,07	0	53,84

50	25/02/2019	Lunes	48,77	5,07	0	48,77
50	26/02/2019	Martes	43,69	5,07	0	43,69
50	27/02/2019	Miércoles	38,62	5,07	24,5	63,12
50	28/02/2019	Jueves	58,05	5,07	0	58,05
51	01/03/2019	Viernes	52,98	5,06	0	52,98
51	02/03/2019	Sábado	47,91	5,06	0	47,91
51	03/03/2019	Domingo	42,85	5,06	0	42,85
51	04/03/2019	Lunes	37,79	5,06	24,5	62,29
51	05/03/2019	Martes	57,23	5,06	0	57,23
51	06/03/2019	Miércoles	52,16	5,06	0	52,16
51	07/03/2019	Jueves	47,10	5,06	0	47,10
51	08/03/2019	Viernes	42,04	5,06	0	42,04
51	09/03/2019	Sábado	36,97	5,06	24,5	61,47
51	10/03/2019	Domingo	56,41	5,06	0	56,41
51	11/03/2019	Lunes	51,35	5,06	0	51,35
51	12/03/2019	Martes	46,29	5,06	0	46,29
51	13/03/2019	Miércoles	41,22	5,06	0	41,22
51	14/03/2019	Jueves	36,16	5,06	24,5	60,66
51	15/03/2019	Viernes	55,60	5,06	0	55,60
51	16/03/2019	Sábado	50,53	5,06	0	50,53
51	17/03/2019	Domingo	45,47	5,06	0	45,47
51	18/03/2019	Lunes	40,41	5,06	0	40,41
51	19/03/2019	Martes	35,34	5,06	24,5	59,84
51	20/03/2019	Miércoles	54,78	5,06	0	54,78
51	21/03/2019	Jueves	49,72	5,06	0	49,72
51	22/03/2019	Viernes	44,66	5,06	0	44,66
51	23/03/2019	Sábado	39,59	5,06	24,5	64,09
51	24/03/2019	Domingo	59,03	5,06	0	59,03

50	25/02/2019	Lunes	48,77	5,07	0	48,77
50	26/02/2019	Martes	43,69	5,07	0	43,69
50	27/02/2019	Miércoles	38,62	5,07	24,5	63,12
50	28/02/2019	Jueves	58,05	5,07	0	58,05
51	01/03/2019	Viernes	52,98	5,06	0	52,98
51	02/03/2019	Sábado	47,91	5,06	0	47,91
51	03/03/2019	Domingo	42,85	5,06	0	42,85
51	04/03/2019	Lunes	37,79	5,06	24,5	62,29
51	05/03/2019	Martes	57,23	5,06	0	57,23
51	06/03/2019	Miércoles	52,16	5,06	0	52,16
51	07/03/2019	Jueves	47,10	5,06	0	47,10
51	08/03/2019	Viernes	42,04	5,06	0	42,04
51	09/03/2019	Sábado	36,97	5,06	24,5	61,47
51	10/03/2019	Domingo	56,41	5,06	0	56,41
51	11/03/2019	Lunes	51,35	5,06	0	51,35
51	12/03/2019	Martes	46,29	5,06	0	46,29
51	13/03/2019	Miércoles	41,22	5,06	0	41,22
51	14/03/2019	Jueves	36,16	5,06	24,5	60,66
51	15/03/2019	Viernes	55,60	5,06	0	55,60
51	16/03/2019	Sábado	50,53	5,06	0	50,53
51	17/03/2019	Domingo	45,47	5,06	0	45,47
51	18/03/2019	Lunes	40,41	5,06	0	40,41
51	19/03/2019	Martes	35,34	5,06	24,5	59,84
51	20/03/2019	Miércoles	54,78	5,06	0	54,78
51	21/03/2019	Jueves	49,72	5,06	0	49,72
51	22/03/2019	Viernes	44,66	5,06	0	44,66
51	23/03/2019	Sábado	39,59	5,06	24,5	64,09
51	24/03/2019	Domingo	59,03	5,06	0	59,03

51	25/03/2019	Lunes	53,97	5,06	0	53,97
51	26/03/2019	Martes	48,90	5,06	0	48,90
51	27/03/2019	Miércoles	43,84	5,06	0	43,84
51	28/03/2019	Jueves	38,78	5,06	24,5	63,28
51	29/03/2019	Viernes	58,21	5,06	0	58,21
51	30/03/2019	Sábado	53,15	5,06	0	53,15
51	31/03/2019	Domingo	48,09	5,06	0	48,09
52	01/04/2019	Lunes	43,03	5,17	0	43,03
52	02/04/2019	Martes	37,86	5,17	24,5	62,36
52	03/04/2019	Miércoles	57,19	5,17	0	57,19
52	04/04/2019	Jueves	52,02	5,17	0	52,02
52	05/04/2019	Viernes	46,86	5,17	0	46,86
52	06/04/2019	Sábado	41,69	5,17	0	41,69
52	07/04/2019	Domingo	36,52	5,17	24,5	61,02
52	08/04/2019	Lunes	55,85	5,17	0	55,85
52	09/04/2019	Martes	50,69	5,17	0	50,69
52	10/04/2019	Miércoles	45,52	5,17	0	45,52
52	11/04/2019	Jueves	40,35	5,17	0	40,35
52	12/04/2019	Viernes	35,19	5,17	24,5	59,69
52	13/04/2019	Sábado	54,52	5,17	0	54,52
52	14/04/2019	Domingo	49,35	5,17	0	49,35
52	15/04/2019	Lunes	44,18	5,17	0	44,18
52	16/04/2019	Martes	39,02	5,17	24,5	63,52
52	17/04/2019	Miércoles	58,35	5,17	0	58,35
52	18/04/2019	Jueves	53,18	5,17	0	53,18
52	19/04/2019	Viernes	48,01	5,17	0	48,01
52	20/04/2019	Sábado	42,85	5,17	0	42,85
52	21/04/2019	Domingo	37,68	5,17	24,5	62,18

52	22/04/2019	Lunes	57,01	5,17	0	57,01
52	23/04/2019	Martes	51,85	5,17	0	51,85
52	24/04/2019	Miércoles	46,68	5,17	0	46,68
52	25/04/2019	Jueves	41,51	5,17	0	41,51
52	26/04/2019	Viernes	36,34	5,17	24,5	60,84
52	27/04/2019	Sábado	55,68	5,17	0	55,68
52	28/04/2019	Domingo	50,51	5,17	0	50,51
52	29/04/2019	Lunes	45,34	5,17	0	45,34
52	30/04/2019	Martes	40,17	5,17	0	40,17
53	01/05/2019	Miércoles	35,01	5,16	24,5	59,51
53	02/05/2019	Jueves	54,35	5,16	0	54,35
53	03/05/2019	Viernes	49,19	5,16	0	49,19
53	04/05/2019	Sábado	44,03	5,16	0	44,03
53	05/05/2019	Domingo	38,87	5,16	24,5	63,37
53	06/05/2019	Lunes	58,21	5,16	0	58,21
53	07/05/2019	Martes	53,05	5,16	0	53,05
53	08/05/2019	Miércoles	47,90	5,16	0	47,90
53	09/05/2019	Jueves	42,74	5,16	0	42,74
53	10/05/2019	Viernes	37,58	5,16	24,5	62,08
53	11/05/2019	Sábado	56,92	5,16	0	56,92
53	12/05/2019	Domingo	51,76	5,16	0	51,76
53	13/05/2019	Lunes	46,60	5,16	0	46,60
53	14/05/2019	Martes	41,44	5,16	0	41,44
53	15/05/2019	Miércoles	36,29	5,16	24,5	60,79
53	16/05/2019	Jueves	55,63	5,16	0	55,63
53	17/05/2019	Viernes	50,47	5,16	0	50,47
53	18/05/2019	Sábado	45,31	5,16	0	45,31
53	19/05/2019	Domingo	40,15	5,16	0	40,15

53	20/05/2019	Lunes	34,99	5,16	24,5	59,49
53	21/05/2019	Martes	54,33	5,16	0	54,33
53	22/05/2019	Miércoles	49,17	5,16	0	49,17
53	23/05/2019	Jueves	44,02	5,16	0	44,02
53	24/05/2019	Viernes	38,86	5,16	24,5	63,36
53	25/05/2019	Sábado	58,20	5,16	0	58,20
53	26/05/2019	Domingo	53,04	5,16	0	53,04
53	27/05/2019	Lunes	47,88	5,16	0	47,88
53	28/05/2019	Martes	42,72	5,16	0	42,72
53	29/05/2019	Miércoles	37,56	5,16	24,5	62,06
53	30/05/2019	Jueves	56,90	5,16	0	56,90
53	31/05/2019	Viernes	51,75	5,16	0	51,75
54	01/06/2019	Sábado	46,59	5,25	0	46,59
54	02/06/2019	Domingo	41,34	5,25	0	41,34
54	03/06/2019	Lunes	36,09	5,25	24,5	60,59
54	04/06/2019	Martes	55,35	5,25	0	55,35
54	05/06/2019	Miércoles	50,10	5,25	0	50,10
54	06/06/2019	Jueves	44,85	5,25	0	44,85
54	07/06/2019	Viernes	39,61	5,25	24,5	64,11
54	08/06/2019	Sábado	58,86	5,25	0	58,86
54	09/06/2019	Domingo	53,61	5,25	0	53,61
54	10/06/2019	Lunes	48,37	5,25	0	48,37
54	11/06/2019	Martes	43,12	5,25	0	43,12
54	12/06/2019	Miércoles	37,87	5,25	24,5	62,37
54	13/06/2019	Jueves	57,13	5,25	0	57,13
54	14/06/2019	Viernes	51,88	5,25	0	51,88
54	15/06/2019	Sábado	46,63	5,25	0	46,63
54	16/06/2019	Domingo	41,38	5,25	0	41,38

54	17/06/2019	Lunes	36,14	5,25	24,5	60,64
54	18/06/2019	Martes	55,39	5,25	0	55,39
54	19/06/2019	Miércoles	50,14	5,25	0	50,14
54	20/06/2019	Jueves	44,90	5,25	0	44,90
54	21/06/2019	Viernes	39,65	5,25	24,5	64,15
54	22/06/2019	Sábado	58,90	5,25	0	58,90
54	23/06/2019	Domingo	53,66	5,25	0	53,66
54	24/06/2019	Lunes	48,41	5,25	0	48,41
54	25/06/2019	Martes	43,16	5,25	0	43,16
54	26/06/2019	Miércoles	37,92	5,25	24,5	62,42
54	27/06/2019	Jueves	57,17	5,25	0	57,17
54	28/06/2019	Viernes	51,92	5,25	0	51,92
54	29/06/2019	Sábado	46,68	5,25	0	46,68
54	30/06/2019	Domingo	41,43	5,25	0	41,43

**Tabla 104. Compras diarias según el modelo Holt con los datos filtrados y agrupados por meses.**

## Bibliografía

- Antero, J. (2013). Gestión de compras e inventarios a partir de pronósticos Holt-Winters y diferenciación de nivel de servicio por clasificación ABC. 743-747. Obtenido de <http://revistas.utp.edu.co/index.php/revistaciencia/article/view/7171/5623>
- Arbós, L. C. (2012). *Planificación de la producción gestión de materiales*. Madrid: Díaz de Santos.
- Arredondo, G. (2017). Modelo de planeación y control de la producción a mediano plazo para una industria textil en un ambiente make to order. *Revista Ingenierías Universidad de Medellín*, 16(30).
- Ayala, J. M. (2016). *Gestión de compras* (1ª ed.). Madrid: EDITEX.
- Bustos, C. (2017). El MRP en la gestión de inventarios. *VisionGeneral*, 8-12.
- Caja, G. (1970). Distribución de autocorrelaciones residuales en modelos de series de tiempo de media móvil integradas autorregresivamente. *Americana de estadística*, 332(65), 1509-1526. doi: 10.1080 / 01621459.1970.10481180
- Castro, C. A. (2010). Optimización de parámetros y de valores de inicio para el modelo de HOLT basado en señales de rastreo. *Escuela de Ingeniería de Antioquia, EIA*, 117.
- Chai, T. (30 de 06 de 2014). Root mean square error (RMSE) or mean absolute error (MAE) – Arguments against avoiding RMSE in the literature. (C. Publications, Ed.) *Geoscientific Model Development*(7), 1247-1250.
- Chatfield, C. (2016). *The analysis of time series an introduction* (6th ed.). Boca Raton: CRC Press.
- Christopher, M. (2016). *Logistics and supply chain management*. London: Pearson PLC.
- Díaz, P. (2001). *La distribución normal* (Vol. 8). Salvador: Cad Aten Primaria.
- Dritsakis, N. (2019). TIMESERIESANALYSIS USING ARIMAMODELS:AN. *ECONOMIA INTERNAZIONALE / INTERNATIONAL ECONOMICS*, 72, 77-106.
- Echeverría, A. (2012). Diseño de un sistema logístico de planificación de inventarios para aprovisionamiento en empresas de distribución del sector de productos de consumo masivo. Obtenido de [http://www.redicces.org.sv/jspui/bitstream/10972/510/1/Tesis completa. pdf](http://www.redicces.org.sv/jspui/bitstream/10972/510/1/Tesis%20completa.pdf)
- Echeverría, A. (2012). *Diseño de un sistema logístico de planificación de inventarios para aprovisionamiento en empresas de distribución del sector de productos de consumo masivo*. Universidad Francisco Gavidia. San Salvador.
- García, L. (2016). *Gestión Logística Integral, las mejores prácticas en la cadena de abastecimiento*. Bogotá: ECOE EDICIONES.
- Giménez, I. F. (2018). *Previsión de demanda de una empresa del sector de alimentación*. Sevilla.
- Gómez, E. L. (2018). *El método DELPHIC en la investigación actual en educación: una revisión teórica y metodológica*.

- Gooijer, J. (2005). *25 years of IIF time series forecasting: a selective review*. Tinbergen Institute. Obtenido de <http://ideas.repec.org/p/msh/ebswps/2005-12.html>
- Grande, E. U. (2010). Los Modelos de Simulación: Una Herramienta Multidisciplinar de Investigación. 1-11. Universidad Pontificia de Comillas. Obtenido de [http://www.encuentros-multidisciplinarios.org/Revistan%BA32/Carmen\\_Fullana\\_Belda\\_y\\_Elena\\_Urqu%EDA\\_Grande.pdf](http://www.encuentros-multidisciplinarios.org/Revistan%BA32/Carmen_Fullana_Belda_y_Elena_Urqu%EDA_Grande.pdf)
- Jimenez, J. C. (2017). Aplicación de Modelos Econometricos para Estimar la Aceptabilidad de una Tasa por Congestión Vehicular. *INGE CUC*, 13, 1-19. doi: <https://doi.org/10.17981/ingecuc.13.2.2017.08>
- Khair, U. (2017). Forecasting Error Calculation with Mean Absolute Deviation and Mean Absolute Percentage Error. *IOP Publishing*, 1-6. doi:10.1088/1742-6596/930/1/012002
- López, A. (2017). Modelos de series temporales aplicados a la predicción del tráfico aeroportuario español de pasajeros. *Estudios de economía aplicada*, 35(2), 395-418.
- Macaya, N. M. (2014). Diseño de Plan Maestro de Producción para la Pesquera Transantártica. 20-26. Puerto Montt, Chile: Universidad Austral de Chile.
- Martínez, P. (2011). Lean Production y Gestión de la cadena de suministro de la industria aeronáutica. *17*, 1, 137-157. Amsterdam: Elsevier.
- Mayorga, C. (2015). Procesos de Producción y Productividad en la Industria de Calzado Ecuatoriana: Caso Empresa MABELYZ. 4-5. Ecuador: Universidad Técnica de Ambato.
- Ortiz, H. (2014). Aplicación teórica del método Holt-Winters al problema de credit scoring de las instituciones. *Red Internacional de Investigadores en Competitividad*, 15(2), 13-19.
- Pérez, G. A. (2010). Series de tiempo, Master de técnicas estadísticas. Universidade da Coruña. Obtenido de <https://docplayer.es/3691712-Series-de-tiempo-german-aneiros-perez-master-en-tecnicas-estadisticas-curso-2008-09-departamento-de-matematicas-universidade-da-coruna.html>
- Pinto, R. (2017). Capacity and resource planning for oesophago-gastric cancer services: The importance of a comprehensive approach. *EJSO*, 43(11), 2215.
- Ricchetti, C. F. (2018). Incorporación del efecto de la no estacionariedad en el análisis de series hidrometeorológicas de precipitación diaria y temperatura media diaria. Caso de estudio: Valores extremos y mensuales en Chile Central. 21-41. Santiago de Chile: Universidad de Chile. Obtenido de <http://repositorio.uchile.cl/handle/2250/168487>
- Rodrigo, G. (2010). El modelo de regresión lineal. 2-18. Valencia, Valencia, España.
- Rodríguez, E. (2015). Modelo de inventarios para control económico de pedidos en empresa comercializadora de alimentos. *Ingenierías Universidad de Medellín*, 14(27), 164-176.
- Rojas, J. (2017). Implementación de un sistema MRP I para la optimización del proceso de planificación de materiales y control de stocks del área de mantenimiento Mina de la Empresa Catsol S.R.L. para el año 2017. Lima: Universidad Privada del Norte.

Roquette Laiza España. (s.f.). *La empresa Roquette Laiza España, S.A, principios de su organización, fabricados, reglas administrativas y seguridad.*

Sánchez, J. (2002). Marco conceptual de la cadena de suministro: un nuevo enfoque logístico. Mexico: SECRETARIA DE COMUNICACIONES Y TRANSPORTES. Obtenido de <https://www.imt.mx/archivos/Publicaciones/PublicacionTecnica/pt215.pdf>

Sanz, M. J. (2015). *Introducción a la investigación de mercados.* Madrid: ESIC EDITORIAL.

Tejero, J. J. (2016). *Organización de la Producción Industrial, un enfoque de gestión operativa en fábrica.* Madrid: ESIC EDITORIAL.

Urzelai, I. (2013). *Manual Básico de Logística Integral.* Madrid: Diaz de Santos.

Valdivia, L. (2018). *CONTRASTACIÓN DE LA EFICACIA DEL MÉTODO DE PRONÓSTICO DE SUAVIZADO EXPONENCIAL, CON EL METODO PRONÓSTICO DEL PROMEDIO MÓVIL – CASO ACCIONES DE CEMENTOS PACASMAYO S.A.A. CPACASC1 - 2016.* Universidad Politécnica de Valencia. Universidad Nacional del Callao . Obtenido de [https://poliformat.upv.es/access/content/group/DOC\\_32046\\_2018/diapositivas/Tema 2.%20Tendencia%20y%20suavizado.pdf](https://poliformat.upv.es/access/content/group/DOC_32046_2018/diapositivas/Tema 2.%20Tendencia%20y%20suavizado.pdf)

Vicens, E. (1999). *Apuntes de Gestión Industrial en Sistemas de producción Inventario.* UNIVERSIDAD POLITÉCNICA DE VALENCIA. Valencia: Universidad Politécnica de Valencia.