# ESCUELA SUPERIOR POLITÉCNICA DEL LITORAL

FACULTAD DE CIENCIAS NATURALES Y MATEMATICAS
DEPARTAMENTO DE MATEMATICAS

TESIS DE GRADO

PREVIO A LA OBTENCIÓN DEL TÍTULO DE:

"MAGÍSTER EN CONTROL DE OPERACIONES Y GESTIÓN LOGÍSTICA"

TEMA

# PRONÓSTICO MULTIVARIADO CON SERIES DE TIEMPO APLICADOS AL CONSUMO DE PRODUCTOS QUÍMICOS DE UN CAMPO PETROLERO DEL ECUADOR

AUTOR(ES)
SUSAN WENDY ORTEGA CALLE
MARIO ALBERTO SANTACRUZ MORA

Guayaquil- Ecuador

AÑO
2014

# DEDICATORIA

A mi abuelo y a mi tía Betty, que me acompañan desde el cielo.

A mi abuelita Julia a quien amo tanto.

A Mario por ser mi compañero incondicional

**Susan Ortega Calle**

A mis padres, a mi familia, a mis hermanos.

A mi compañera de tesis por su empuje y esfuerzo

**Mario Santacruz Mora**

# AGRADECIMIENTO

A Dios por vigilar mi camino y otorgarme tantas bendiciones.

A mi familia, por su paciencia y cariño.

A mis directivos y compañeros de labores por su apoyo constante para que este trabajo salga a la luz.

**Susan Ortega Calle**

A Jehová Dios por guiar mi camino cada día y darme la fuerza en cada reto.

A las personas que aportaron directa e indirectamente al desarrollo del proyecto.

**Mario Santacruz Mora**

# DECLARACIÓN EXPRESA

La responsabilidad por los hechos y doctrinas expuestas en esta Tesis de Graduación, nos corresponden exclusivamente; el patrimonio intelectual del mismo, corresponde exclusivamente a la **Facultad de Ciencias Naturales y Matemáticas, Departamento de Matemáticas** de la Escuela Superior Politécnica del Litoral.

**Ing. Mario Santacruz Mora** **Ec. Susan Ortega Calle**

## TRIBUNAL DE GRADUACIÓN

**Francisco Vera Alcívar Ph.D.**
**DIRECTOR**

**M.Sc. Carlos Martín Barreiro**
**VOCAL**

**MIM. Elkin Angulo Ramírez**
**PRESIDENTE**

# Tabla de contenido

**CAPITULO 1** ..... **1**

**1. GENERALIDADES DEL PROYECTO** ..... **1**
1.1 Antecedentes ..... 1
1.2 Objetivo ..... 3
1.3 Alcance ..... 3
1.4 Metodología ..... 3

**CAPITULO 2** ..... **5**

**2. ANALISIS DE LA SITUACION ACTUAL** ..... **5**
2.1 Entorno ..... 5
2.2 Tratamientos y productos ..... 6
2.2.1 Tratamiento Anti-incrustante ..... 8
2.2.2 Tratamiento Biocida ..... 9
2.2.3 Tratamiento Corrosión en Reinyección ..... 10
2.2.4 Tratamiento de deshidratación ..... 12
2.3 Modelo de compra actual, descripción de la problemática ..... 14

**CAPITULO 3** ..... **17**

**3. MARCO TEORICO** ..... **17**
3.1 Enfoque para estimación de demanda ..... 17
3.2 Clasificación de productos según su proceso ..... 17
3.3 Métodos para la estimación de la demanda ..... 18
3.4 Método Holt-Winters ..... 18
3.5 Método Univariado (ARIMA) ..... 21
3.6 Método Multivariado ..... 27

**CAPITULO 4** ..... **29**

4.1 TRATAMIENTO ANTI-INSCRUSTANTE ..... 30
4.1.1 Modelo Holtwinters – Antiescala ..... 30
4.1.2 Modelo ARIMA – Antiescala ..... 31
4.2 TRATAMIENTO BIOCIDAS ..... 34
4.2.1 Modelo Holtwinters – BAC98THPS ..... 34
4.2.2 Modelo ARIMA – BAC98THPS ..... 35
4.3 TRATAMIENTO CORROSION EN RE-INYECCION ..... 38
4.3.1 Modelo Holtwinters – IC957 ..... 38

4.3.2 Modelo ARIMA – IC957 ..... 39
4.3.3 Modelo Holtwinters – IC1107 ..... 41
4.3.4 Modelo ARIMA– IC1107 ..... 43
4.3.5 Modelo Multivariado – Tratamiento de Corrosión en Reinyección..... 45
4.4 TRATAMIENTO DESHIDRATACION ..... 47
4.4.1 Modelo Holtwinters – CLARIFICADOR..... 47
4.4.2 Modelo ARIMA– CLARIFICADOR ..... 48
4.4.3 Modelo Holtwinters – DEMULSIFICANTE ..... 51
4.4.4 Modelo ARIMA – DEMULSIFICANTE ..... 52
4.4.5 Modelo Holtwinters – ANTIESPUMANTE ..... 54
4.4.6 Modelo ARIMA – ANTIESPUMANTE ..... 55
4.4.7 Modelo Multivariado – Deshidratación ..... 58

**CAPITULO 5 ..... 61**

**5. POLITICA DE INVENTARIO ..... 61**
5.1 Selección de método de estimación ..... 61
5.2 Análisis ABC ..... 64
5.3 Política actual y sus costos ..... 65
5.4 Análisis de Lead Times ..... 67

# Tabla de Gráficos

Gráfica 1 ACF's de la serie ANTIESCALA obtenida en R ..... 24
Gráfica 2 PACF's de la serie ANTIESCALA obtenida en R ..... 25
Gráfica 3 Data Antiescala, serie original 2007 - 2012 ..... 31
Gráfica 4 Análisis de la serie Biocida y su tendencia en el tiempo ..... 35
Gráfica 5 Análisis de la serie IC 957 y su tendencia en el tiempo ..... 39
Gráfica 6 Serie de tiempo original IC 1107 ..... 43
Gráfica 7 Modelo para los productos del tratamiento de Reinyección ..... 46
Gráfica 8 Series de tiempo del producto Clarificador ..... 48
Gráfica 9 Gráficas de la serie de tiempo Demulsificante ..... 52
Gráfica 10 Serie original Antiespumante 2007 – 2012 ..... 55
Gráfica 11 Modelos comparativos ajustados. ..... 59

# Índice de Tablas

Tabla 1 Principales tratamientos presentes en un campo petrolero ..... 6
Tabla 2 Materias primas de los principales productos y tratamientos de aplicación ..... 15
Tabla 3 Métodos utilizados para la estimación de la demanda ..... 29
Tabla 4 Método obtenido para producto Antiescala ..... 61
Tabla 5 Método obtenido para producto Biocida ..... 61
Tabla 6 Método obtenido para producto Anticorrosivo 957 ..... 62
Tabla 7 Método obtenido para producto Anticorrosivo 1107 ..... 62
Tabla 8 Método obtenido para producto Clarificador ..... 62

Tabla 9 Método obtenido para producto Demulsificante ..... 63
Tabla 10 Método obtenido para producto Antiespumante..... 63
Tabla 11 Clasificación ABC de las materias primas..... 65
Tabla 12 Nivel de cobertura y rotación actual de inventario..... 66
Tabla 13 Costos totales de mantenimiento de inventario..... 66
Tabla 14 Análisis de lead times por producto y por materia prima..... 67
Tabla 15 Resultados obtenidos aplicando la política de inventario (s, S) para productos tipo A ..... 71
Tabla 16 Resultados obtenidos aplicando la política de inventario (s, Q) para productos tipo B ..... 71
Tabla 17 Costos considerando la nueva política de inventario ..... 72

# Tabla de Ilustraciones

Ilustración 1 Técnicos formuladores realizando análisis de muestras..... 5
Ilustración 2 Parte del cuarto de controles del campo de estudio ..... 7
Ilustración 3 Pad perteneciente al campo objeto del presente estudio ..... 8
Ilustración 4 Aplicación del inhibidor de incrustación en el campo..... 9
Ilustración 5 Inyección de Biocida en campo ..... 10
Ilustración 6 Tanqueo de inhibidor de corrosión..... 11
Ilustración 7 Técnico de campo revisando válvula de inyección de isotanque. 12
Ilustración 8 Resultados finales posteriores a la aplicación del clarificador ..... 13
Ilustración 9 Bodega de Demulsificante en campo ..... 13
Ilustración 10 Sistema (s, S) ..... 70
Ilustración 11 Sistema (s, Q)..... 71

# OBJETIVOS GENERALES

Desarrollar un modelo óptimo de abastecimiento de químicos para una empresa petrolera, utilizando herramientas de pronósticos que permitan determinar cuáles serán los próximos consumos del cliente.

Analizar el consumo de químicos utilizados en un campo petrolero y determinar las políticas de inventario adecuadas para una empresa proveedora de servicios de tratamiento de crudo.

Establecer las cantidades óptimas de pedido que garanticen un abastecimiento continúo de los principales productos de importación que una compañía de esa naturaleza requiere.

# OBJETIVOS PARTICULARES

Entre los objetivos particulares del presente proyecto se encuentran:

- Analizar y definir el comportamiento de cada uno de los productos y su inherencia en los demás

- Determinar un tipo de modelo de pronóstico que se ajuste a cada una de las demandas de producto a fin de determinar las materias primas a consumir

- Establecer, en base al modelo de pronóstico obtenido, las cantidades óptimas de pedido y los niveles de inventario que se deben mantener en piso

- Determinar el flujo financiero necesario para la operación

# INTRODUCCIÓN

Uno de los objetivos estratégicos del Estado, planteado desde el 2010 para el 2013, fue impulsar el desarrollo productivo del sector hidrocarburífero incrementando la producción petrolera a 500.5 miles de barriles por día (Ver *Anexo 1*).

Para el 2012 la industria hidrocarburífera en el Ecuador representó poco más del 64% de las ventas externas del Estado (*Banco Central del Ecuador, Evolución De la Balanza Comercial Febrero 2012*). Dadas las perspectivas de crecimiento en este campo y las continuas licitaciones a las que son convocadas compañías cuyo campo de acción está dentro de esta industria, es necesario establecer comportamientos de consumo y políticas de inventario que garanticen la rentabilidad del negocio y el uso eficiente de sus recursos.

Para la compañía objeto de este estudio, su inversión en materia prima importada representa más de $3'000'000.00 anuales, cifra que no incluye los riesgos de este tipo de contratos, tales como multas por incumplimiento en despachos.

Todo esto se traduce en optimizar las cantidades de pedidos pues las mismas se manejan con instrumentos financieros que tienen costos elevados, los modelos que se obtengan de este estudio podrán prever tanto desabastecimientos como sobre stocks llegando a niveles óptimos de pedidos.

# CAPITULO 1

# 1. GENERALIDADES DEL PROYECTO

## 1.1 Antecedentes

La compañía objeto de estudio, es una compañía de prestigio nacional e internacional que provee a los sectores industriales y comerciales de Servicios de Materiales Especiales.

Según sus administradores, durante los años 80 y 90 se produjo un estancamiento en el proceso de industrialización en Ecuador, muchas fábricas cerraron en el país para luego abastecer el mercado ecuatoriano con productos elaborados con sus filiales ubicadas en otros países de Latinoamérica.

Es en esta época, en donde la importancia de la logística y los servicios locales se incrementó, mientras el proceso manufacturero se estancaba como motor de desarrollo de la economía ecuatoriana.

Esta situación tornó más competitiva la venta de insumos químicos, con clientes cada vez más exigentes y dispuestos a cambiarse por un centavo. A raíz de esta situación la compañía se proyectó a sectores donde el servicio al cliente más que una ventaja competitiva fuese una clave del negocio en sí, este sector fue el energético.

Para este sector, la elección de una empresa proveedora de químicos se basa principalmente en:

a) Eficiencia de productos
b) Eficiencia en procesos logísticos
c) Eficiencia en asistencia técnica

**a) Eficiencia de productos**

Todas las formulaciones químicas son evaluadas por el cliente a través de equipos infrarrojos y curvas de eficiencia que determinan la calidad del producto previo a su aplicación.

En una licitación se presentan muestras cuya composición es definida a través de dichos equipos, este registro se guarda y el cliente realiza evaluaciones cada cierto tiempo de tal manera que se asegure que la composición del producto que se le entrega se mantenga intacta.

**b) Eficiencia en procesos logísticos**

Cuando una empresa petrolera evalúa a un posible proveedor, considera dentro de su análisis el proceso logístico con el que éste cuenta, desde su abastecimiento para la elaboración de su producción hasta el despacho y abastecimiento al campo.

**c) Eficiencia en asistencia técnica**

Se debe contar dentro del recurso humano con técnicos con vasta experiencia en formular productos para los distintos tratamientos que se utilizan en una petrolera.

Es en este sentido que en el costo de cada galón de un producto, está incluido el valor de los técnicos que controlan los diferentes tratamientos en un campo, tratamientos que describiremos más adelante.

Estos tres principios son evaluados y una vez aceptados por el cliente establecidos bajo contrato y supervisión continúa.

En los modelos de contrato con petroleras los precios son fijos durante un periodo que va entre cinco a diez años, siendo ésta, una de las consideraciones básicas de este proyecto.

El precio no será una variable considerada dentro del modelo de pronóstico, pues el mismo es determinado directamente por el cliente a través de listas de precios en la licitación, no obstante si deberán considerarse los costos cuando se analice la política de inventario.

## 1.2 Objetivo

Una vez establecidos los antecedentes, el objetivo de este trabajo es utilizar los consumos históricos para desarrollar un modelo de pronóstico aplicable a esta industria. Con la información resultante establecer una política de inventario acorde que permita, minimizando riesgos y manteniendo eficiencia en costos, garantizar un abastecimiento continuo sin necesidad de invertir en niveles de inventario altos.

## 1.3 Alcance

Este estudio se realizó tomando al cliente cuyo campo tuviera el mayor volumen de consumo para cada uno de los productos y cuyos tratamientos hayan sido continuos desde el inicio del período de análisis esto es desde el año 2007 hasta el 2011.

Para temas de selección del modelo se pronosticó el consumo del año 2012 y se comparó con el consumo real, mientras más lejano esté el período a determinar será necesario ir ajustando los modelos e ir adicionando información.

## 1.4 Metodología

Esta tesis ha sido desarrollada en base a los principales tratamientos de químicos utilizados en un campo petrolero y facilitará el adecuado pronóstico de consumo en dicho campo minimizando riesgos de desabastecimiento y sus correspondientes consecuencias. Se ha utilizado el programa estadístico R y se ha tomado en consideración las posibles correlaciones entre los productos de un tratamiento específico. Se analizó la demanda de químicos por tratamiento ocurrida desde el 2007 hasta el 2011 para los principales tratamientos de aplicación.

El campo seleccionado es el de mayor incidencia en el consumo a nivel de toda la compañía y es uno de los que mejor muestra el comportamiento del químico en el tiempo lo cual va a ser determinante en el proceso de establecer una política de inventario adecuada.

Todos los datos observacionales fueron facilitados por la compañía y se tomaron los siguientes supuestos:

1.- Todos los campos se comportan de forma parecida

2.- Todos utilizan los mismos tipos de tratamientos

3.- Todos los campos petroleros se verán afectados por las mismas variables

4.- No se considerará ninguna variable exógena

Se utilizarán modelos VARMA (Vector Autoregression Moving Average) que permitan establecer si existe correlación desfasada entre productos y se probarán modelos ARIMA, HOLT-WINTERS y MULTIVARIADOS que nos permitan ver cuáles serán las tendencias a futuro del consumo de químicos por tratamiento y por producto y cuál es el modelo más adecuado para dicha predicción.

# CAPITULO 2

# 2. ANALISIS DE LA SITUACION ACTUAL

## 2.1 Entorno

La empresa objeto de estudio, es una compañía que provee químicos para distintas refinerías ubicadas en el sector noreste del Ecuador. Cuenta entre sus principales clientes el campo cuyos datos de consumo hemos analizado.

La firma presenta ofertas con formulaciones propias de la compañía y de acuerdo a ello por pruebas de eficiencia gana o no un concurso.

**Ilustración 1 Técnicos formuladores realizando análisis de muestras**

Existen en total cuatro campos a los que se les provee de distintos químicos, la compra de estas materias prima se realiza consolidando los requerimientos de todos estos campos.

El campo de estudio se divide en dos sectores y en cada uno de ellos residen técnicos y empleados petroleros quienes se encargan de la extracción de aproximadamente 45,000 barriles de crudo diarios y de la dosificación de cada tratamiento.

En éste al igual que en el resto de campos, los principales tratamientos presentes son (Ver Tabla 1):

| Proceso (Tratamientos) | Producto |
|---|---|
| Anti-incrustante | ANTIESCALA |
| Biocida | BIOCIDA |
| Corrosión en Reinyección | ANTICORROSIVO 957 |
| | ANTICORROSIVO 1107 |
| Deshidratación | CLARIFICADOR |
| | DEMULSIFICANTE |
| | ANTIESPUMANTE |

**Tabla 1 Principales tratamientos presentes en un campo petrolero**

## 2.2 Tratamientos y productos

Este cliente permanece en una continua búsqueda de ampliación de sus operaciones en el país participando constantemente en licitaciones de áreas petroleras, esto hace que este campo sea adecuado para nuestro estudio, no sólo porque su consumo es el más representativo sino porque el trabajo y la información que se maneja tal como producción, presión, flujos, dosificación, es precisa.

Esta información se mantiene visible en la pantalla del control principal de su centro de operaciones donde se monitorea permanentemente la cantidad de agua, gas y crudo que sale de los pozos.

**Ilustración 2 Parte del cuarto de controles del campo de estudio**

La perforación se realiza en racimos. Esto consiste en agrupar tantos pozos como sea posible en una determinada área, es decir, se penetra en la tierra por un punto, pero en el subsuelo los tubos toman varias direcciones para absorber la mayor cantidad de petróleo. De esta manera, no será necesario limpiar más áreas para construir las plataformas de perforación sólo para un pozo. Hoy en día muchas compañías están aplicando este sistema en áreas donde existen frágiles y sensibles ecosistemas.

Cada racimo es conocido como “Pad” el mismo que consta a su vez de varios puntos de inyección donde cada uno de ellos tiene su propia característica y requiere un tratamiento específico.

**Ilustración 3 Pad perteneciente al campo objeto del presente estudio**

## 2.2.1 Tratamiento Anti-incrustante

El antiescala, es una mezcla basada en poliacrilatos y fosfonatos, el producto es soluble en agua y está diseñado para evitar la formación de incrustaciones de carbonato de calcio, sulfato de calcio y sulfato de bario ayudando inclusive a su disolución a fin de que no se afecten las tuberías. El antiescala es soluble en salmueras con concentraciones de cloruros tan altas como 40.000 mg/l.

Para su manejo se debe evitar el contacto con la piel o los ojos. En caso producirse contacto con la piel, el área deberá ser lavada con abundante agua. Si se produce contacto con los ojos, estos deberán enjuagarse con abundante agua durante un período mínimo de 15 minutos y se deberá solicitar asistencia médica.

La materia prima de este producto es despachada en totes* de 330 galones sin restricciones para su transportación, su origen es Houston con un tiempo aproximado de producción de 15 días y de tránsito de 21 días.

**Tote: envase cúbico especial que puede ser plástico o metálico provisto en una de sus caras de una válvula especial para su descarga.*

**Ilustración 4 Aplicación del inhibidor de incrustación en el campo**

## 2.2.2 Tratamiento Biocida

El Biocida es una solución de agentes de superficie muy efectivos y produce buenos resultados cuando se tratan sistemas con microorganismos sésiles y planctónicos.

Fue diseñado para controlar y eliminar todos los microbios y las bacterias reductoras de sulfatos que generalmente se encuentran en los sistemas de los campos petroleros y ha sido específicamente diseñado zonas que hayan sido contaminadas por bacterias reductoras de Sulfato (SRB´s) produciendo un incremento del sulfuro de hidrógeno disuelto (H2S).

El producto se inyecta normalmente en tratamiento por choques y es desplazado en el área cercana a la perforación de los pozos en los que se espera que proliferen las SRB´s. El volumen usado depende del intervalo de producción y del radio hasta el cual el producto debe ser desplazado. La vida efectiva del tratamiento dependerá de la producción diaria es por ello que la

aplicación de este producto es por bacheos contrario a una inyección continua como el resto de tratamientos.

La materia prima del Biocida es despachada en tambores de 55 galones desde Hong Kong, su tiempo de producción es de 30 días y su tiempo de tránsito de 30 días.

**Ilustración 5 Inyección de Biocida en campo**

## 2.2.3 Tratamiento Corrosión en Reinyección

### 2.2.3.1 Anticorrosivo 957

Este producto es un inhibidor de corrosión desarrollado para usarlo en pozos que producen gas y petróleo. Se aplica en inyección continua bajo pozos y líneas de flujo. Inhibirá la corrosión de los campos petroleros tales como H2S y CO2.

Sus materias primas son despachadas en totes de 330 galones y en tambores de 55 galones desde Houston, son carga peligrosa, su tiempo de producción es de 15 días y su tiempo de tránsito de 21 días.

**Ilustración 6 Tanqueo de inhibidor de corrosión**

### 2.2.3.2 Anticorrosivo 1107

El producto Anticorrosivo 1107 es un inhibidor de corrosión en agua, utilizado principalmente en los sistemas de producción e inyección de agua que contienen rastros dióxido de carbono y sulfuro de hidrógeno.

Este producto es aplicado continuamente a razón de 10-20 ppm*. Sin embargo, sus dosis son optimizadas de acuerdo a los resultados del seguimiento que se haga a la corrosión.

Sus materias primas son despachadas en totes de 330 galones y en tambores de 55 galones desde Houston, son carga peligrosa, su tiempo de producción es de 15 días y su tiempo de tránsito de 21 días.

**ppm: partes por millón*

**Ilustración 7** Técnico de campo revisando válvula de inyección de isotanque

## 2.2.4 Tratamiento de deshidratación

### 2.2.4.1 Clarificador

El Clarificador es una emulsión de copolímero acrílico de alto peso molecular para usar como floculante en la clarificación de agua de producción a fin de solucionar el problema de turbidez del agua obtenida en el proceso de deshidratación del crudo.

Mejora las velocidades de separación por sedimentación o filtración y su dosis óptima se determina a través de varias pruebas para cada aplicación específica. Este producto tiene una duración de seis meses.

Su materia prima es despachada en tambores de 55 galones desde Georgia, con un tiempo de producción de 20 días y un lead time de 15 días.

**Ilustración 8** Resultados finales posteriores a la aplicación del clarificador

### 2.2.4.2 Demulsificante

El Demulsificante es un producto utilizado en el tratamiento de separación del crudo y del agua.

Sus materias primas son despachadas en tambores de 55 galones, dos de ellas tiene origen Houston mientras que una tercera tiene origen alemán. Sus leadtime son para la primera 15 días de producción y 21 días de tránsito, mientras que para la segunda su lead time es de 45 días y su tránsito de 30.

**Ilustración 9** Bodega de Demulsificante en campo

#### 2.2.4.3 Antiespumante

El antiespumante es una mezcla de aceites de silicona y formulado en solventes alifático y aromático de baja viscosidad.

Es usado para inhibir la formación de espuma en sistemas de producción de crudo, principalmente en separadores crudo/agua y columnas desgasificadoras, donde la formación de ésta representa un problema.

Este producto puede ser aplicado directamente en los sistemas de producción pues ha sido formulado específicamente según criterios operacionales de uso. El producto debe ser inyectado continuamente en las líneas de alimentación del sistema antes de los problemas de espuma, para permitir la mezcla completa antes de aliviar la presión.

Su materia prima es despachada en tambores de 55 galones desde Riceboro, con un tiempo de producción de 14 días y un lead time de 15 días.

## 2.3 Modelo de compra actual, descripción de la problemática

Al ser una compañía multinacional dedicada a proveer de químicos para la industria del petróleo y consumir materias primas que pueden ser importadas o locales, debe estar constantemente revisando el comportamiento de todas sus materias primas a fin de evitar cualquier problema que pueda ocasionar un daño grave en su imagen ya que su principal cliente es el Estado.

La importancia de establecer una política de inventario adecuada es la de garantizar a más de la rentabilidad del negocio el hecho de asegurarnos que no haya por ninguna razón una falta de suministro pues esto podría causar terminaciones de contratos además de fuertes demandas y multas millonarias.

Las materias primas analizadas son:

| TRATAMIENTOS | ANTI-INCRUSTANTE | BIOCIDA | CORROSION EN REINYECCION | | DESHIDRATACION | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| PRODUCTO | ANTIESCALA | BIOCIDA | ANTICORROSIVO 957 | ANTICORROSIVO 1107 | CLARIFICADOR | DEMULSIFICANTE | ANTIESPUMANTE |
| MATERIA PRIMA | MP 67 | MP 98 | MP A60 | MP A60 | MP 120 | MP 3879 | MP AK |
| | | | MP Q80 | MP Q80 | | MP 13 | |
| | | | MP 571 | MP 571 | | MP 47 | |
| ORIGEN | USA | CHINA | USA | USA | USA | ALEMANIA | USA |
| | | | | | | USA | |

**Tabla 2 Materias primas de los principales productos y tratamientos de aplicación**

La política actual de la firma es realizar pedidos cada mes por una cantidad aproximada de un mes de consumo para los productos cuyo origen es Houston y de hasta 3 meses cuando el origen de las materias primas es de Europa o Asia.

Estas órdenes son financiadas a través de cartas de crédito y este consumo esperado está dado por lo que los jefes de campo consideran va a ser el consumo en cada uno de los pozos, esto es exactamente lo mismo que el mes anterior, por ello sus pronósticos durante todos estos años han sido ingenuos (Hanke, Wichern y Reitsch – Business Forecasting 2008).

Esto ocasiona en muchas ocasiones un desabastecimiento o sobre stock de los campos, costos extras por transporte y multas por parte de los clientes en los casos en los que se ha ocasionado desabastecimiento.

De acuerdo a las políticas de la empresa se revisa cada mes el stock del producto por lo cual su comportamiento también obedece a una revisión periódica, donde después de verificar los stocks se realiza un pedido por el consumo de mes o mes y medio tomando como base el consumo del mes anterior bajo un criterio de experto.

El problema surge cuando este consumo cambia, esto se puede dar por las siguientes razones:

1. Se explotaron más puntos de extracción
2. Se cerraron pozos
3. El cliente solicitó un incremento en la dosis (galones x día)

4. Cambios en la formulación para mejorar la eficiencia

Todo esto ocasiona los siguientes problemas:

- Falta de previsión ante un cambio en la demanda, problemas de desabastecimiento o exceso de inventario
- No está establecido ningún modelo probabilístico para la demanda
- Lead time del proveedor superior al requerido por la firma, esto ocasiona que se tengan que solicitar despachos parciales y vías rápidas costosas a fin de tener a tiempo el producto.
- Problemas obteniendo el financiamiento

# CAPITULO 3

# 3. MARCO TEORICO

## 3.1 Enfoque para estimación de demanda

En el capítulo 2 se explicó los productos que la empresa distribuye para los distintos tratamientos presentes en la explotación del crudo y el proceso de obtención del petróleo. En total, para el análisis se tendrá cuatro tratamientos que corresponden a siete productos.

Para la estimación del consumo de cada uno de ellos se analizaron los datos históricos comprendidos en el período 2007 al 2011, siendo los datos del 2012 aquellos que se pronosticaron con los modelos obtenidos a fin de determinar el modelo que mejor se ajustara.

Así mismo, dado que algunos productos tienen influencia sobre otros para su aplicación, se consideró las diferentes correlaciones entre las demandas contemporáneas o diferenciadas en el tiempo.

## 3.2 Clasificación de productos según su proceso

Según lo expuesto en el punto anterior y dado que un producto puede influir diferencialmente dependiendo el tratamiento de aplicación para el cual está siendo utilizado, los productos se clasificarán según el proceso de aplicación al que pertenecen. Para el efecto de esta clasificación se recurrió a la información brindada por los técnicos de campo (Ver Tabla 1, Pág. 6).

## 3.3 Métodos para la estimación de la demanda

Para la estimación de la demanda, se aplicarán los siguientes métodos de análisis para series de tiempo:

a.- Holt-Winters

b.- Método univariado (ARIMA)

c.- Método multivariado

## 3.4 Método Holt-Winters

Se aplica cuando la serie de tiempo presenta patrones de tendencia y estacionalidad ya sea en forma aditiva o multiplicativa suavizando los datos por el método exponencial (Holt, 1957; Winter, 1960).

El método aditivo considera que el componente de estacionalidad se mantiene constante, mientras que el multiplicativo considera que el patrón estacional depende del nivel de los datos es decir crece a medida que los valores aumentan y decrece si los valores disminuyen.

El aditivo es mejor para el análisis cuando el patrón estacional de los datos no depende de los valores de éstos y se ajustan con los últimos datos.

Este método calcula los estimadores dinámicos con ecuaciones para los tres componentes: nivel, tendencia y estacionalidad. Estas ecuaciones dan una mayor ponderación a observaciones recientes y menos peso a observaciones pasadas, las ponderaciones decrecen geométricamente a una tasa constante.

Este tipo de técnicas usa datos históricos para obtener una nueva serie más suave a partir de la cual se hace la previsión, tomando en consideración todos los datos previos al periodo de previsión disponibles y le va otorgando menor valor a aquellas observaciones más alejadas del período.

Si se parte de una suavización exponencial dada por:

$$\ell_T = \alpha y_T + (1-\alpha)\, \ell_{T-1}$$

Donde α es una constante de suavización y el pronóstico puntual para cualquier período futuro (T+f) será:

$$y_{T+f}(T) = \ell_T$$

Si suponemos que la serie muestra una tendencia, pero que ésta puede cambiar en el tiempo, lo que vamos a tener son dos ecuaciones:

$$\text{Nivel:}\quad \ell_T = \alpha y_T + (1-\alpha)(\ell_{T-1} + b_{T-1})$$

$$\text{Tendencia:}\quad b_T = \gamma(\ell_T - \ell_{T-1}) + (1-\gamma) b_{T-1}$$

El pronóstico puntual para $y_{T+f}$ será:

$$y_{T+f}(T) = \ell_T + f(b_T)$$

Cuando la serie tiene una tendencia, al menos localmente y un patrón estacional constante se tendrá un Holt-Winter Aditivo. Al modelo Holt se le restará el factor estacional $sn_{T-L}$, donde L indica el número de períodos en un año: 2, 3, 4, 6 o 12 Nivel:

$$\ell_T = \underbrace{\alpha(y_T - sn_{T-L})}_{\text{OBSERVACION DESESTACIONALIZADA}} + \underbrace{(1-\alpha)(\ell_{T-1} + b_{T-1})}_{\text{ESTIMACION ANTERIOR DEL NIVEL}}$$

$$\text{Tendencia:}\quad b_T = \gamma\underbrace{(\ell_T - \ell_{T-1})}_{\text{PENDIENTE NUEVA}} + \underbrace{(1-\gamma) b_{T-1}}_{\text{ESTIMACION ANTERIOR DE LA PENDIENTE}}$$

$$\text{Factor estacional: } sn_T = \underbrace{\delta(y_T - \ell_T)}_{\text{ESTIMACION DE LA VARIACION ESTACIONAL OBSERVADA RECIENTEMENTE}} + \underbrace{(1-\delta)\, sn_{T-L}}_{\text{ESTIMACION ANTERIOR DE LA VARIACION ESTACIONAL}}$$

Siendo que el pronóstico para el Holt-Winters Aditivo en el tiempo será:

$$\hat{y}_T = \ell_{T-1} + b_{T-1} + sn_{T-L}$$

Dónde:

- $\ell_T$ Es el nivel en el tiempo $T$, $\alpha$ es el coeficiente de suavización correspondiente a ese nivel
- $b_T$ Es la tendencia en el tiempo $T$, $\gamma$ es el coeficiente de suavización correspondiente a esa tendencia
- $sn_T$ Es el componente estacional en el tiempo $T$ , $\delta$ es el peso de ese componente de estacionalidad
- $L$ Es el período estacional
- $y_T$ Es el pronóstico en el tiempo $T$
- $\hat{y}_T$ Es el valor ajustado o un período de predicción en el tiempo $T$

Cuando la serie tiene una tendencia al menos localmente y la variación estacional es creciente, se divide al modelo por el factor estacional $sn_{T-L}$, donde L indica el número de períodos en un año: 2, 3, 4, 6 o 12:

$$\text{Nivel: } \ell_T = \underbrace{\alpha(y_T / sn_{T-L})}_{\text{OBSERVACION DESESTACIONALIZADA}} + \underbrace{(1-\alpha)(\ell_{T-1} + b_{T-1})}_{\text{ESTIMACION ANTERIOR DEL NIVEL}}$$

$$\text{Tendencia: } b_T = \underbrace{\gamma(\ell_T - \ell_{T-1})}_{\text{PENDIENTE NUEVA}} + \underbrace{(1-\gamma) b_{T-1}}_{\text{ESTIMACION ANTERIOR DE LA PENDIENTE}}$$

$$\text{Factor estacional: } sn_T = \underbrace{\delta(y_T / \ell_T)}_{\text{ESTIMACION DE LA VARIACION ESTACIONAL OBSERVADA RECIENTEMENTE}} + \underbrace{(1-\delta)\, sn_{T-L}}_{\text{ESTIMACION ANTERIOR DE LA VARIACION ESTACIONAL}}$$

Por lo tanto, el pronóstico para el Holt-Winters Multiplicativo en el tiempo será:

$$\hat{y}_T = (\ell_{T-1} + b_{T-1}) sn_{T-L}$$

## 3.5 Método Univariado (ARIMA)

Este método fue desarrollado por Box y Jenkins a comienzos de los años 70, el acrónimo ARIMA significa modelo auto-regresivo integrado de media móvil (AutoRegresive Integrated Moving Average) por sus siglas en inglés.

A cada una de las tres partes del acrónimo se le denomina componente y hace referencia a un comportamiento distinto de la serie.

Este método en primera instancia convierte la serie de observaciones en una serie estacionaria estabilizándola, esto es, que ni la media, ni la varianza, ni las auto correlaciones dependan del tiempo. Una vez realizado esto se analiza las regularidades en la serie a fin de identificar un posible modelo a través de las funciones de auto correlación simple y parcial visualizando los patrones gráficos.

Cuando se selecciona un modelo se estiman sus coeficientes a fin de poder verificar si es el que más se ajusta a los datos, a través del análisis de los residuos que es la diferencia entre el valor real y el valor pronosticado.

Una vez seleccionado el modelo más acorde se deberá deshacer la estabilización inicialmente realizada y se generarán los pronósticos. Esta parte está representada por la letra I que aparece en el nombre del modelo completo

ARIMA y corresponde al último proceso a realizar, el mismo consiste en que una vez definido el tipo de modelo y estimados los coeficientes de éste, hay que restablecer las características originales de la serie de datos que fue transformada para inducir estacionalidad. A ese proceso inverso se denomina en general Integración y aporta esa letra que completa el nombre.

El Modelo ARIMA puede utilizarse para modelar series de tiempo con o sin componentes de tendencia o estacionalidad. El perfil de pronóstico dependerá ya del modelo de ajuste.

En el modelo, cada valor tomado por la variable en un instante dado, está influido por los valores de la variable en momentos anteriores, y se expresa como una relación lineal, función de:

1. Valores recientes de la variable
2. Ruidos en valores recientes de la variable
3. Valores remotos de la variable
4. Ruidos en valores remotos de la variable

Partiendo de un modelo ARMA con una serie temporal $\{Y_T\}$ la expresión típica será:

$$Y_T = C + \underbrace{\varphi \cdot Y_{T-1} + \ldots + \varphi \cdot Y_{T-p}}_{\text{COMPONENTE AUTORREGRESIVO}} + \underbrace{\theta_1 \cdot \varepsilon_{T-1} + \ldots + \theta_q \cdot \varepsilon_{T-q}}_{\text{COMPONENTE DE MEDIA MOVIL}} + \varepsilon_T$$

Donde la combinación de p términos AR (proceso autorregresivo) modela la influencia de los valores anteriores de la serie desde $Y_{T-1}$ hacia atrás y los q términos MA (proceso de medias móviles) modelan la influencia del ruido en valores anteriores de la serie $\varepsilon_{T-1}$ hacia atrás, junto con el término $\varepsilon_T$ que corresponde al ruido esperado en el mismo momento $T$ en el que se estima el nuevo valor de la variable $Y$.

Los modelos ARIMA se construyen a partir de los modelos ARMA, pero considerando que la serie en estudio para que sea estacionaria en media tendrá que diferenciarse una serie de veces. Es decir un modelo ARIMA (p,d,q) es un modelo ARMA(p,q) sobre la serie diferenciada d veces. Por lo tanto en su expresión algebraica tendremos:

$$Y_T^{(d)} = C + \underbrace{\varphi \cdot Y_{T-1}^{(d)} + \ldots + \varphi \cdot Y_{T-p}^{(d)}}_{\text{COMPONENTE AUTORREGRESIVO}} + \underbrace{\theta_1 \cdot \varepsilon_{T-1}^{(d)} + \ldots + \theta_q \cdot \varepsilon_{T-q}^{(d)}}_{\text{COMPONENTE DE MEDIA MOVIL}} + \varepsilon_T^{(d)}$$

Donde $Y_T^{(d)}$ es la serie de las diferencias de orden d y $\varepsilon_T^{(d)}$ es la serie de los errores que se cometen en la serie anterior.

Usualmente el orden de diferenciación d, entero, oscila entre 0 y 2. Una vez identificado el modelo, es decir los órdenes de p, q y d, la determinación de los p+q parámetros usados en el modelo (φ's y θ's) se realiza de igual forma que en el caso de la regresión múltiple, es decir, mediante minimización del error cuadrático.

Para modelar usando ARIMA debemos tomar las siguientes consideraciones:

**a) Diferencias y desfases**

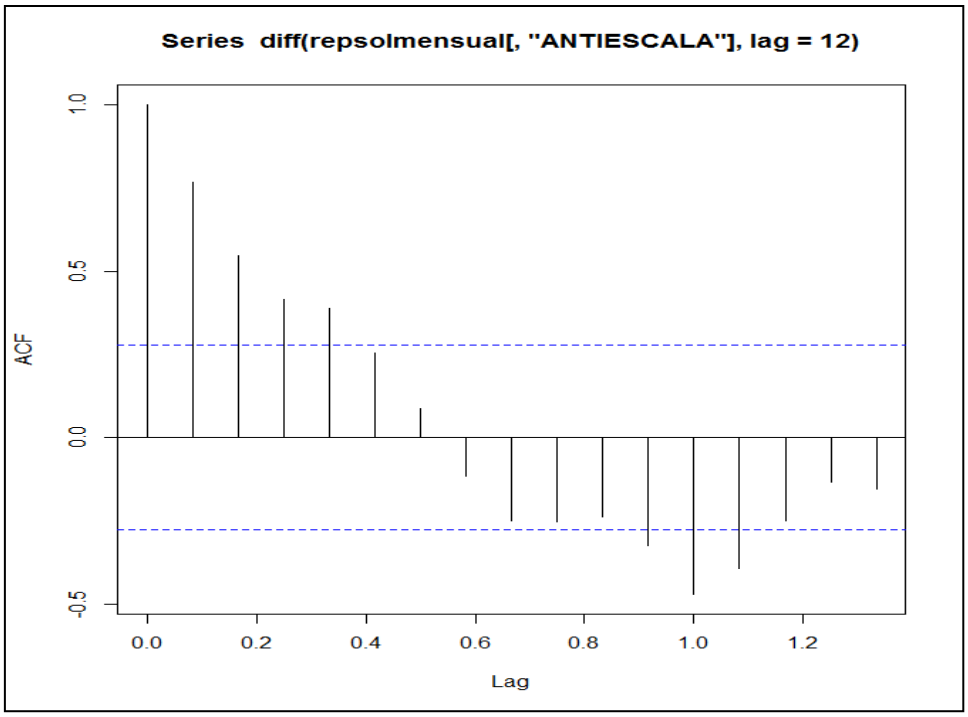
Las diferencias se obtendrán de los datos y nos servirán para identificar patrones de tendencia y estacionalidad. Mientras que los desfases o lags, son los valores anteriores con los que determinamos el siguiente valor pronosticado.

**b) Auto correlación**

Es la correlación entre observaciones de una serie de tiempo separadas por K unidades de tiempo, su gráfica se denomina función de auto correlación (ACF),

su análisis permite seleccionar los términos a ser incluidos en el modelo ARIMA.

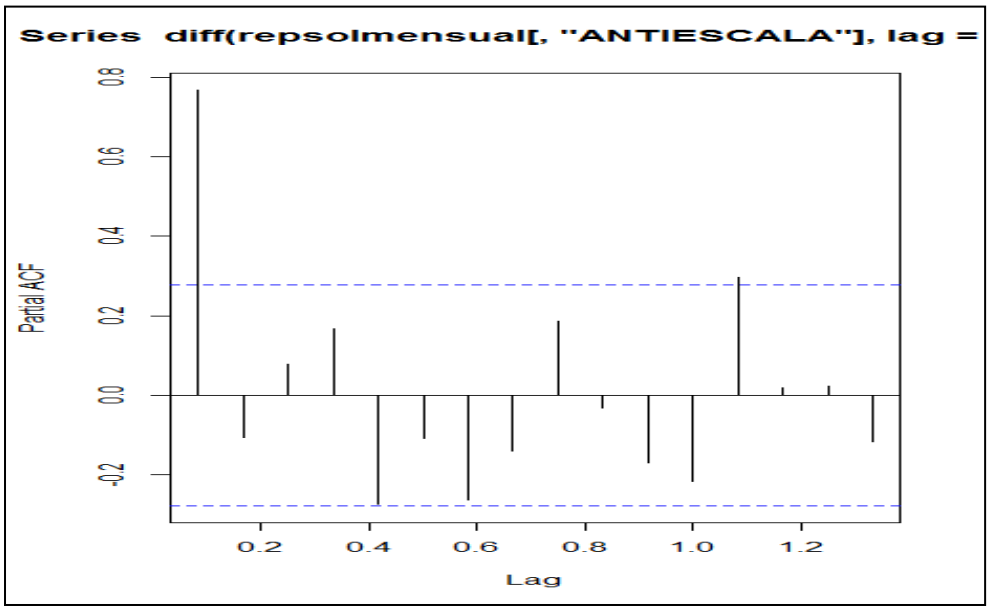
Una gráfica de auto correlación, permite identificar estacionalidad donde no es fácil de apreciar, como podemos apreciar en la gráfica siguiente:




**Gráfica 1 ACF's de la serie ANTIESCALA obtenida en R**

### c) Auto correlación parcial:

Es la correlación pero entre conjuntos de pares ordenados de una serie de tiempo, la auto correlación parcial en una posición K es la correlación entre residuos en tiempo t de un modelo auto-regresivo y las observaciones en la posición K con términos para todas las posiciones que intervienen en el modelo auto-regresivo. Su gráfica se denomina función de auto correlación (PACF).




**Gráfica 2 PACF's de la serie ANTIESCALA obtenida en R**

### d) La correlación cruzada:

Es la correlación entre dos series de tiempo.

### e) Pasos para la metodología univariada

De acuerdo a Box y Jenkins para ajustar un modelo ARIMA a una serie de tiempo proponen un método iterativo que incluye:

- Identificar el modelo aplicando el juicio del analista.
- Estimar los parámetros.
- Verificar la adecuación del modelo.
- Hacer pronósticos de ser necesario.

1. Primero, decidir si los datos son estacionarios. Es decir si los datos poseen media y varianza constante.

- Examinar la gráfica de serie de tiempo para si es necesaria una transformación para tener varianza constante.

- Examinar la función de auto correlación (ACF) para ver si las auto correlaciones no decaen, indicando que se pueden requerir diferencias para dar una media constante.

Un patrón de estacionalidad que se repite cada k-ésimo intervalo de tiempo sugiere tomar una diferencia k-ésima para eliminar una porción del patrón. La mayoría de las series no requieren más de dos operaciones de diferencias u órdenes. Si los picos de la ACF decaen rápidamente, no hay necesidad de diferencias adicionales.

2. Después, examinar las funciones ACF y PACF de los datos estacionarios de manera de identificar qué modelo auto-regresivo o de promedio móvil se sugiere:

- Una función ACF con picos altos iniciales que decaen exponencialmente a cero o una función PACF con picos altos en el primero y posiblemente en el segundo atraso indica un proceso auto-regresivo.
- Una función ACF con pico alto inicial y posiblemente en el segundo retraso y una función PACF con picos altos en los primeros atrasos que decaen exponencialmente a cero indica un proceso de promedio móvil.
- Si las funciones ACF y PACF tienen picos altos que gradualmente caen exponencialmente a cero indican que los procesos de promedios móviles y auto-regresivos están presentes.

3. Una vez que se ha identificado uno o más de los modelos a utilizar, continuar con el procedimiento de ARIMA.

- Ajustar el modelo y examinar la significancia de los parámetros y seleccionar un modelo que tenga el mejor ajuste.

- Revisar que las funciones ACF y PACF de residuos indiquen un proceso aleatorio, sin picos altos, usando las gráficas de ARIMA. Si hay picos altos, considerar cambiar el modelo.

## 3.6.- Método Multivariado

Dentro programa **RStudio** se encuentra el paquete de análisis DSE (Dynamic Systems Estimation) que será utilizado para aplicar el modelo multivariado para las series de tiempo de los productos en estudio. Este paquete utiliza como base de análisis para las series de tiempo el modelo VAR, a continuación detallamos los modelos usados por el DSE:

a. estVARXls …… Estimar un VAR TSmodel
b. estSSfromVARX…… Estimar un espacio de estado del TSmodel usando estimación VAR
c. estMaxLik…….. Estimación de máxima verosimilitud

Utilizamos un modelo del tipo vector auto-regresivo (VAR) cuando se requiere caracterizar las interacciones simultáneas entre un grupo de variables. Un VAR es un modelo de ecuaciones simultáneas formado por un sistema de ecuaciones de forma reducida sin restringir. Que sean ecuaciones de forma reducida quiere decir que los valores contemporáneos de las variables del modelo no aparecen como variables explicativas en las distintas ecuaciones.

El conjunto de variables explicativas de cada ecuación está constituido por un bloque de retardos de cada una de las variables del modelo. Que sean ecuaciones no restringidas significa que aparece en cada una de ellas el mismo grupo de variables explicativas.

Así, en un modelo vectorial auto-regresivo de primer orden, VAR(1), las variables explicativas de cada ecuación son: una constante, más un retardo de cada una de las variables del modelo. Si el modelo pretende explicar el comportamiento temporal de tres variables, habría tres variables explicativas

más una constante en cada ecuación, para un total de doce coeficientes a estimar.

Si el modelo fuera de segundo orden VAR(2), habrían siete coeficientes a estimar en cada una de las tres ecuaciones que componen el modelo VAR dado un total de 21 coeficientes. Como puede verse, todas las variables son tratadas simétricamente, siendo explicadas por el pasado de todas ellas.

El modelo VAR es muy útil cuando existe evidencia de simultaneidad entre un grupo de variables y sus relaciones se transmiten a lo largo de un determinado número de períodos.
Por la naturaleza del estudio en curso, no se usara el vector de variables exógenas.
En general un modelo VAR (p) sin variables exógenas de dimensión *M* tiene la forma:

$$\mathbf{Y}t = B1\mathbf{Y}t-1 + \cdots + Bp\mathbf{Y}t-p + \mathcal{E}t \qquad (3.6.1)$$

Con *Cov* (Ɛt , Ɛt –j) = 0 para todo j ≠ 0 …….. Yt' = [Y1, t …… YM, t ] es el vector de variables endógenas, **B**1, . . . ,**B**p son matrices M × M de parámetros, y C es una matriz M × K de parámetros asociada a las variables exógenas.

Con el operador retardo podemos escribir la ecuación (3.6.1) de una forma más compacta:

$$\mathbf{Y}t = B(L)\mathbf{Y}t + \mathcal{E}t \qquad (3.6.2)$$

En general, estos tres métodos de estimación y ajuste, son utilizados por el programa **Rstudio** junto con su sistema de análisis DSE tomando como fundamento los principios establecidos en las publicaciones de Gardner G., Harvey A. C., Phillips G.D.A. y Jones R.H.

# CAPITULO 4

Con la demanda histórica de cada producto, se determinará el modelo matemático que más se ajusta para pronosticar la demanda futura. Es importante recalcar que esta demanda se estimará mes a mes con la información real del mes anterior.

Esto es, si se desea pronosticar febrero 2012, se deberá tomar la data real de demanda en el período enero 2007 - enero 2012 y así sucesivamente.

Los modelos utilizados de acuerdo a los tratamientos de aplicación son:

| | Metodos para la estimación de la demanda | | |
|---|---|---|---|
| Proceso (tratamientos) | Holt Wilters | Univariado | Multivariado |
| Anti-incrustante | ● | ● | N/A |
| Biocidas | ● | ● | N/A |
| corrosion en Reinyeccion | ● | ● | ● |
| deshidratacion | ● | ● | ● |

Tabla 3 Métodos utilizados para la estimación de la demanda

La datos corresponden al número de galones de producto terminado consumidos por día; los mismos se hayan registrados en Excel y para el análisis en R se realizó un conglomerado mensual pues esta es la unidad de tiempo que se desea estimar. Ver *Anexo 2*

Al ejecutar la sintaxis nos da como resultado el consumo mensual de cada producto desde Enero del 2007 hasta Diciembre 2012.

```
> repsolmensual
         ANTIESCALA BAC98THPS BAC95GLU PROT900X IC957 IC1107 SANDTREAT11SC SANDCORR CLARIF DEMUL
Jan 2007   7993.000      1064     1015        0  9858   2215           812        0    813  3815
Feb 2007   7179.000       927      995        0  7743   2550           841        0    772  3458
Mar 2007   8439.000       953      855        0  8226   2654          1337        0    923  4145
Apr 2007   7225.000       860      850        0  9227   2871          1329        0    846  4335
May 2007   7731.000       831      800        0 10302   3117          1404       65    861  4895
Jun 2007   7532.000       785      812        0 10309   2579          1688        0    810  5426
Jul 2007   8003.000       855      780        0 11835   2864          2822        0    961  4381
Aug 2007   7942.000       815      830        0 12121   2838          3202        0    865  4884
Sep 2007   7368.000       810      853        0 11456   2737          3053        0    784  4307
Oct 2007   7421.000      1115     1090        0 12191   2713          3223        0    849  4391
Nov 2007   7232.333      1086     1074        0 11985   3031          2924        0    910  3679
Dec 2007   7670.000       864      836        0 13938   2723          2770        0    819  3485
Jan 2008   7603.000      1060     1025        0 13767   2892          2137      776    827  3466
Feb 2008   6847.000       805      862        0 12308   2631          1572     1194    792  2937
Mar 2008   7439.000       930      754        0 13521   2624          2675     1290    922  3582
Apr 2008   7876.000       940     1085        0 13134   2549          2650     1214    900  3529
May 2008   8617.000       985     1088        0 13517   3141          3080      668    805  3530
Jun 2008   8560.000      1277      820        0 12299   3516          3165      446    812  3417
```

Consumo mensual del campo Repsol por producto

# 4.1 TRATAMIENTO ANTI-INSCRUSTANTE

## 4.1.1 Modelo Holtwinters – Antiescala

Ver *Anexo 3* para sintaxis en R del modelo Holtwinters en Antiescala
Parámetros del modelo

alpha: 0.7627574

beta: 0

gamma: 1

Coeficientes

Nivel al 2011 (a): 8192.35547

Pendiente al 2011 (b): 59.85951

Estacionalidad (s1= enero, s2= febrero…….. s12= diciembre)

s1 -288.97908

s2 -657.92454

s3 -212.55790

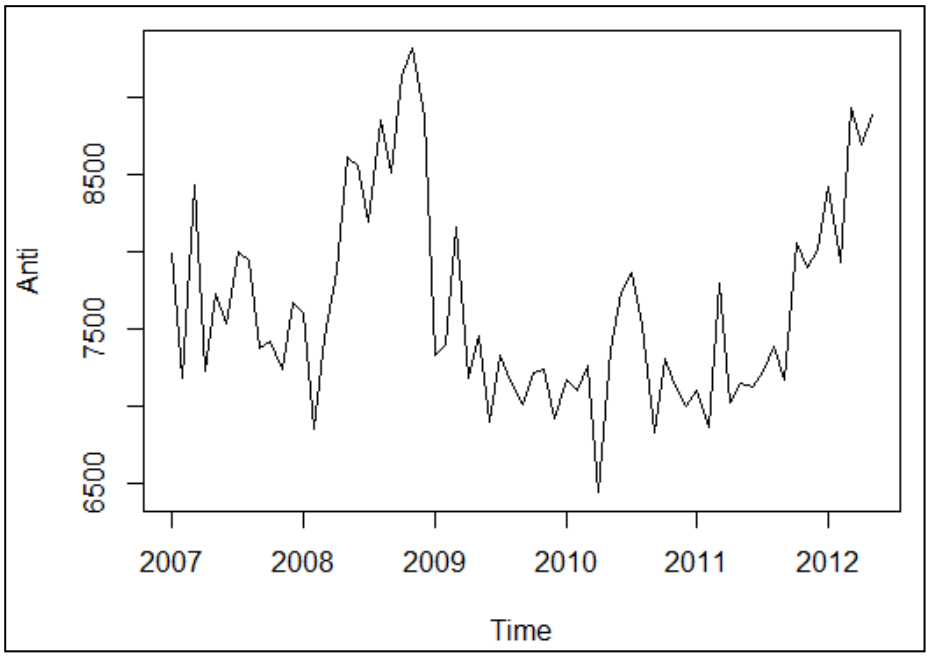
| | |
|---|---|
| s4 | -665.24240 |
| s5 | 154.44859 |
| s6 | 280.11331 |
| s7 | 377.67923 |
| s8 | 368.40891 |
| s9 | -52.42346 |
| s10 | 303.64108 |
| s11 | -69.34327 |
| s12 | -180.35547 |

Ecuación de pronóstico:

$$\hat{Z}_n(k) = 8192.35 + k * 59.85 + estacionalidad(n+k)$$

### 4.1.2 Modelo ARIMA – Antiescala

Si se observa la gráfica, los datos muestran estacionalidad con cierto grado de tendencia




**Gráfica 3 Data Antiescala, serie original 2007 - 2012**

Aplicando la gráfica de "monthplot" (ver *Anexo 4*) se puede notar que la media no es constante pero la varianza tiene cierto grado de estabilidad, existe un máximo en Marzo y un mínimo en febrero.

Si se aplica una primera diferenciación a la serie a fin de observar si su media y si varianza es constante, se puede visualizar que no lo son, se aplica por tanto una segunda diferenciación (ver *Anexo 4*).

Con la segunda diferenciación vemos que su media y varianza son constantes, ahora procedemos con el análisis de los ACF y PACF de la serie diferenciada (ver *Anexo 5*).

Examinando las gráficas se podría aplicar un modelo SMA(1) en la parte estacional y un SAR(1) en la parte ordinaria, para efectos de estudio se han evaluado varios modelos a fin de comparar sus AIC's

modelo1 = ARIMA (0,1,0) $(0,1,1)_{s=12}$

modelo2 = ARIMA (0,1,0) $(1,1,1)_{s=12}$

modelo3 = ARIMA (0,1,1) $(0,1,1)_{s=12}$

modelo4 = auto.arima(Anti,d=1,D=1,stepwise=TRUE)

Resultado de los AIC's y BIC's de los 4 modelos:

| | AIC | BIC |
|---|---|---|
| modelo1 | 724.1166 | 727.82 |
| modelo2 | 724.1384 | 729.69 |
| modelo3 | 725.5577 | 731.11 |
| modelo4 | 727.5394 | 731.24 |

El modelo 1=ARIMA (0,1,0) $(0,1,1)_{s=12}$ es el tiene menor AIC de los 4 modelos comparados. Al observar la gráfica de ACF (ver *Anexo 5*) de los residuos del modelo 1 para asegurarnos si las auto-correlaciones están dentro de la banda de 95% de confianza.

Al observar la gráfica las auto-correlaciones están dentro de la banda del 95% de confianza, con esto se procede a pronosticar.

Una vez seleccionado el modelo 1, se procederá a plasmar la ecuación que servirá para pronosticar la demanda futura del producto Anti-incrustante, manteniendo presente que la serie original es de Enero 2007 –Diciembre 2011.

Con una sintaxis en R de:

*p=predict(modelo1,1)*

*p*

..para la predicción, se obtendrán los siguientes parámetros de la ecuación:

```
Series: Anti
ARIMA (0,1,0)(0,1,1)[12]

Coefficients:
          sma1
       -1.0000
s.e.    0.2687

sigma^2 estimated as 175885:  log likelihood=-360.06
AIC=724.12   AICc=724.39   BIC=727.82
```

En el *Anexo 6* se detalla la sintaxis aplicada en R para el modelo Antiescala

Ecuación SARIMA para el modelo Antiescala:

$$X_t = ventas_t - ventas_{t-1}$$

$$y_t = x_t - x_{t-12}$$

$$y_t = (-1)\varepsilon_{t-12} + \varepsilon_t$$

# 4.2 TRATAMIENTO BIOCIDAS

## 4.2.1 Modelo Holtwinters – BAC98THPS

Ver *Anexo 7* para sintaxis en R del modelo Holtwinters en BAC98THPS

Para la modelización tendremos el siguiente resultado:

Parámetros

alpha: 0.4459748
beta: 0.06112678
gamma: 0.8375265

Coeficientes

Nivel al 2011 (a): 3503.44712
Pendiente al 2011 (b): 53.70016

Estacionalidad (s1= enero, s2= febrero…….. s12= diciembre)

| | |
|---|---|
| s1 | 60.83691 |
| s2 | -19.91545 |
| s3 | 141.93192 |
| s4 | -46.59797 |
| s5 | 367.68784 |
| s6 | -309.66698 |
| s7 | 188.23923 |
| s8 | 112.14987 |
| s9 | 84.60332 |
| s10 | 345.92760 |
| s11 | 55.47842 |
| s12 | -256.50414 |

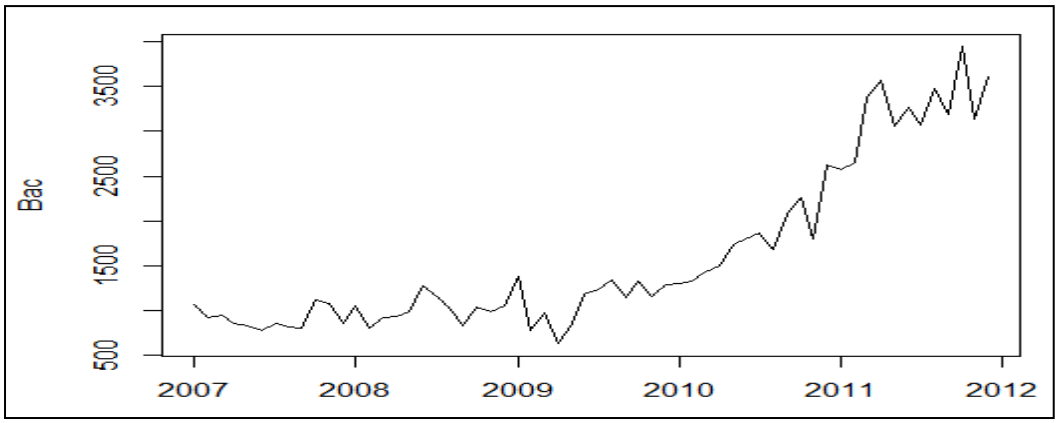
Con el resultado obtenido en el modelo Holtwinters para el producto BAC98THPS se determina la ecuación para pronosticar la demanda a futuro, la cual sería:

Ecuación de pronóstico:

$$\hat{Z}_n(k) = 3503.44 + k * 53.70 + estacionalidad\ (n+k)$$

### 4.2.2 Modelo ARIMA – BAC98THPS

Datos muestran tendencia en el tiempo:




**Gráfica 4 Análisis de la serie Biocida y su tendencia en el tiempo**

Al apreciar la gráfica "monthplot" (ver *Anexo 8*) notamos que la media es constante pero la varianza tiene cierto grado de variación.

Aplicamos una primera diferenciación a la serie para observar si su media y varianza es constante (ver *Anexo 8*).

Dado que la graficas anteriores denotan que la media y la varianza no son constantes, aplicamos una segunda diferenciación estacional (ver *Anexo 8*).

Con la segunda diferenciación vemos que su media y varianza son constantes, ahora procedemos con el análisis de los ACF y PACF de la serie diferenciada (ver *Anexo 9*).

Examinando las gráficas de los ACF y PACF de segunda diferenciación podemos aplicar un modelo MA (1) y un AR(1), para efectos de estudio se revisarán otros modelos y se aplicará el modelo Autoarima de RStudio para evaluar sus AIC's.

Una vez examinada la serie de tiempo Biocida se procederá a evaluar algunos modelos a fin de contrastar sus AIC's siendo el de menor valor el que se utilizará para pronosticar.

modelo1 = ARIMA (1,1,1) $(0,1,0)_{s=12}$

modelo2 = ARIMA (1,1,0) $(0,1,1)_{s=12}$

modelo3 = ARIMA (1,1,1) $(0,1,1)_{s=12}$

modelo4 = auto.arima(Bac,d=1,D=1,stepwise=TRUE)

Los AIC's y BIC's obtenidos son:

| | AIC | BIC |
|---|---|---|
| modelo1 | 674.9799 | 680.53 |
| modelo2 | 671.3343 | 676.88 |
| modelo3 | 673.3194 | 680.72 |
| modelo4 | 671.3343 | 676.88 |

El Modelo 2=ARIMA (1,1,0) $(0,1,1)_{s=12}$ es el que tiene menor AIC de los 4 modelos comparados.

Al observar la gráfica ACF de los residuos del modelo 2 (ver *Anexo 9*) se puede comprobar que las auto-correlaciones están dentro de la banda de 95% de confianza.

Tomando el modelo 2 que consta con menor AIC, procedemos a plasmar la ecuación que servirá para pronosticar la demanda futura del producto Biocida:

Con una sintaxis en R de:

*p=predict(modelo2,1)*

*p*

..se obtendrán los siguientes parámetros de la ecuación

```
Series: Bac
ARIMA(1,1,0)(0,1,1)[12]

Coefficients:
         ar1      sma1
     -0.3887   -0.4082
s.e.  0.1325    0.2120

sigma^2 estimated as 78292:  log likelihood=-332.67
AIC=671.33   AICc=671.89   BIC=676.88
```

En el *Anexo 10* se detalla la sintaxis aplicada en R para el producto BAC98THPS

Ecuación SARIMA para el modelo BAC98THPS

$$x_t = ventas_t - ventas_{t-12}$$

$$y_t = x_t - x_{t-12}$$

$$\varepsilon_t = -0.3887\ \varepsilon_{t-1} + a_t$$

$$y_t = -0.4082\ \varepsilon_{t-12} + \varepsilon_t$$

## 4.3 TRATAMIENTO CORROSION EN RE-INYECCION

### 4.3.1 Modelo Holtwinters – IC957

Ver *Anexo 11* para sintaxis en R del modelo Holtwinters en IC957

Resultados de la modelización

Parámetros

alpha: 0.8383449
beta : 0
gamma: 1

Coeficientes

a 24215.85278
b 229.77375

Estacionalidad (s1= enero, s2= febrero…….. s12= diciembre)

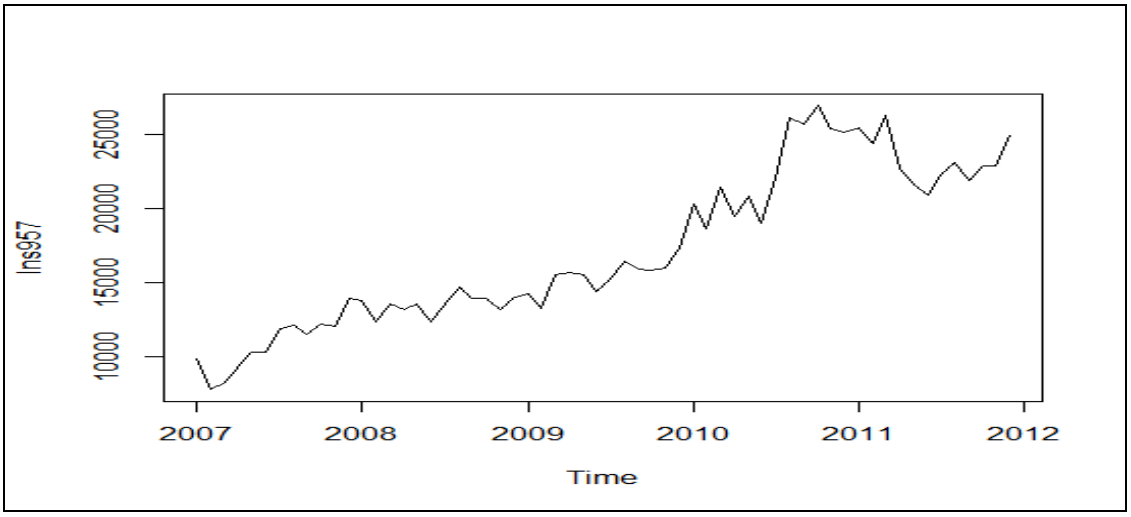
s1 1355.85858
s2 -502.74473
s3 731.01239
s4 -874.11550
s5 -395.57478
s6 -1494.22459
s7 347.65587
s8 1356.28878
s9 -116.25529
s10 65.83888
s11 -691.64491
s12 639.14722

Con el resultado obtenido en el modelo Holtwinters para el producto IC957 se determina la ecuación para pronosticar la demanda a futuro, la cual sería:

$$\hat{Z}_n(k) = 24215.85 + k * 229.77 + estacionalidad(n+k)$$

## 4.3.2 Modelo ARIMA – IC957

Al revisar los datos se puede apreciar que la serie original muestra tendencia en el tiempo con una media constante y una varianza que muestra cierto desfase.




**Gráfica 5 Análisis de la serie IC 957 y su tendencia en el tiempo**

Al apreciar la gráfica "monthplot" (ver *Anexo 12*) notamos que la media es constante pero la varianza tiene cierto grado de variación.

Aplicamos una primera diferenciación a la serie para observar si su media y varianza es constante (ver *Anexo 12*).

Se aplica una segunda diferenciación a fin de estabilizar la serie (ver *Anexo 12*).

Con la segunda diferenciación vemos que su media y varianza son constantes, ahora procedemos con el análisis de las gráficas ACF y PACF de la serie diferenciada (ver *Anexo 13*).

Examinando los gráficos ACF y PACF se podría aplicar un modelo MA (1) y un AR(1), para efectos de estudio se aplicara otros modelos, incluso usaremos el modelo Autoarima de RStudio para comparar sus AIC's

Una vez examinada la serie de tiempo IC957 se aplican 4 modelos y se contrastan sus AIC's siendo el de menos valor el que se utilizará para pronosticar:

modelo1= ARIMA (0,1,0) $(1,1,1)_{s=12}$

modelo2= ARIMA (1,1,0) $(0,1,0)_{s=12}$

modelo3=ARIMA (1,1,0) $(1,1,0)_{s=12}$

modelo4= modelo4=auto.arima(lns957,1,1,stepwise=TRUE)

Los AIC's y BIC's obtenidos son:

| | AIC | BIC |
|---|---|---|
| modelo1 | 805.5596 | 811.11 |
| modelo2 | 812.9002 | 816.6 |
| modelo3 | 804.2795 | 809.83 |
| modelo4 | 803.5937 | 807.29 |

El Modelo 4 que es el modelo aplicado por la función "Auto.arima" del RStudio tiene menor AIC, este modelo es el ARIMA(0,1,0) $(1,1,0)_{s=12}$

Ahora, observemos la grafica de ACF de los residuos del modelo 4 (ver *Anexo 13*) para asegurarnos si las auto-correlaciones están dentro de la banda de 95% de confianza.

Dado que las auto-correlaciones están dentro de la banda del 95% de confianza, con esto se procede a pronosticar.

Tomando el modelo 4 que consta con menor AIC, procedemos a plasmar la ecuación que servirá para pronosticar la demanda futura del producto IC957, recordemos que la serie original es de Enero 2007 –Diciembre 2011.

Sintaxis en R

*p=predict(modelo4,1)*

*p*

Parámetros de la ecuación

```
Series: lns957
ARIMA(0,1,0)(1,1,0)[12]
Coefficients:
          sar1
       -0.5348
s.e.    0.1336
sigma^2 estimated as 1314200:  log likelihood=-399.8
AIC=803.59   AICc=803.87   BIC=807.29
```

En el *Anexo 14* se detalla la sintaxis aplicada en R para el producto IC957

Ecuación SARIMA para el modelo IC957

$$x_t = ventas_t - ventas_{t-12}$$

$$y_t = x_t - x_{t-12}$$

$$y_t = -0.5348\, y_{t-12} + \varepsilon_t$$

### 4.3.3 Modelo Holtwinters – IC1107

Ver *Anexo 15* para sintaxis en R del modelo Holtwinters en IC1107

Resultados de la modelización

Parámetros

alpha: 0.2029626

beta: 0.04242102

gamma: 0.6569488

Coeficientes

Nivel al 2011 (a): 3025.6737221

Pendiente al 2011 (b): 2.1452295

Estacionalidad (s1= enero, s2= febrero…….. s12= diciembre)

s1 0.9980085

s2 0.9195300

s3 0.9731642

s4 0.9296641

s5 0.9625670

s6 0.9337025

s7 0.9723892

s8 0.9928362

s9 0.9530612

s10 0.9829102

s11 0.9474348

s12 0.9914288

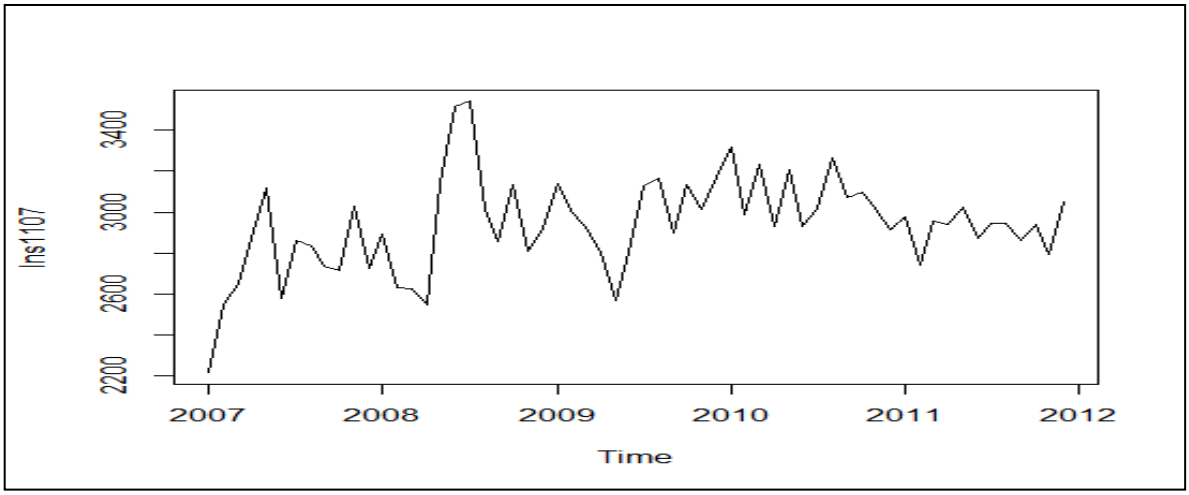
Ecuación de pronóstico

Con el resultado obtenido en el modelo Holtwinter para el producto IC1107 se determina la ecuación para pronosticar la demanda a futuro, la cual sería:

$$\hat{Z}_n(k) = (3025.67 + k * 2.14) * estacionalidad(n + k)$$

### 4.3.4 Modelo ARIMA– IC1107

A observar las gráficas se puede ver que los datos originales no muestran tendencia en el tiempo, en la gráfica de monthplot (ver *Anexo 16*) se nota que la media es relativamente constante y la varianza tiene cierto grado de variación:




**Gráfica 6 Serie de tiempo original IC 1107**

Aplicamos una primera diferenciación para ajustar la serie, aunque en la gráfica de la primera diferenciación se nota que la media es constante, no obstante la gráfica monthplot denota lo contrario, aplicamos una segunda diferenciación, con la segunda diferenciación se puede apreciar que la media y la varianza son constantes (ver *Anexo 16*)

Ahora procedemos con el análisis de los gráficos ACF y PACF de la serie diferenciada (ver *Anexo 17*).

Examinando los gráficos podemos aplicar un modelo MA (1) un AR(1), para efectos de estudio se aplicara otros modelos, incluso usaremos el modelo Autoarima de RStudio para comparar sus AIC's

Una vez examinada la serie de tiempo se aplicarán 4 modelos a fin de contrastar sus AIC's siendo el de menos valor el que se utilizará para pronosticar:

modelo1= ARIMA (1,1,1) $(0,1,1)_{s=12}$

modelo2= ARIMA (0,1,0) $(1,1,1)_{s=12}$

modelo3= ARIMA (1,1,0) $(1,1,0)_{s=12}$

modelo4= Auto.arima(Ins1107,1,1,stepwise=TRUE)

Los AIC's y BIC's obtenidos son:

| | AIC | BIC |
|---|---|---|
| modelo1 | 662.4007 | 669.8 |
| modelo2 | 667.1864 | 672.74 |
| modelo3 | 672.777 | 678.33 |
| modelo4 | 804.8149 | 811.05 |

Notamos que el Modelo 1 tiene menor AIC, este modelo es el ARIMA(1,1,1) $(0,1,1)_{s=12}$

Ahora, se observa la gráfica ACF de los residuos del modelo 4 (ver *Anexo 17*) para comprobar si las auto-correlaciones están dentro de la banda de 95% de confianza y de ser así poder pronosticar.

Tomando el modelo 4 que consta con menor AIC, se procede a plasmar la ecuación que servirá para pronosticar la demanda futura del producto **IC1107**.

Sintaxis en RS

*p=predict(modelo1,1)*

*p*

Parámetros de la ecuación

```
Series: Ins1107
ARIMA(1,1,1)(0,1,1)[12]
Coefficients:
         ar1      ma1      sma1
      0.4705  -0.8874   -0.9487
s.e.  0.1796   0.1068    1.6507
```

sigma^2 estimated as 44618: log likelihood=-327.2

AIC=662.4 AICc=663.35 BIC=669.8

En el *Anexo 18* se detalla la sintaxis aplicada en R para el producto IC1107

Ecuación SARIMA para el modelo IC1107

$$x_t = ventas_t - ventas_{t-12}$$

$$y_t = x_t - x_{t-12}$$

$$y_t = -0.9487\ \varepsilon_{t-12} + \varepsilon_t$$

$$\varepsilon_t = 0.4705\ \varepsilon_{t-1} + (-0.8874)\ a_{t-1} + a_t$$

### 4.3.5 Modelo Multivariado – Tratamiento de Corrosión en Reinyección

En este modelo se aplicara lo detallado en el Capítulo 3 inciso 3.6, tal cual sucede en la estructura de los modelos univariados, el modelo a aplicar siempre será el que tenga menor AIC, en el *Anexo 19* se detalla la sintaxis en R del Modelo multivariado para el tratamiento de corrosión en reinyección.

**Comparación de AIC's**

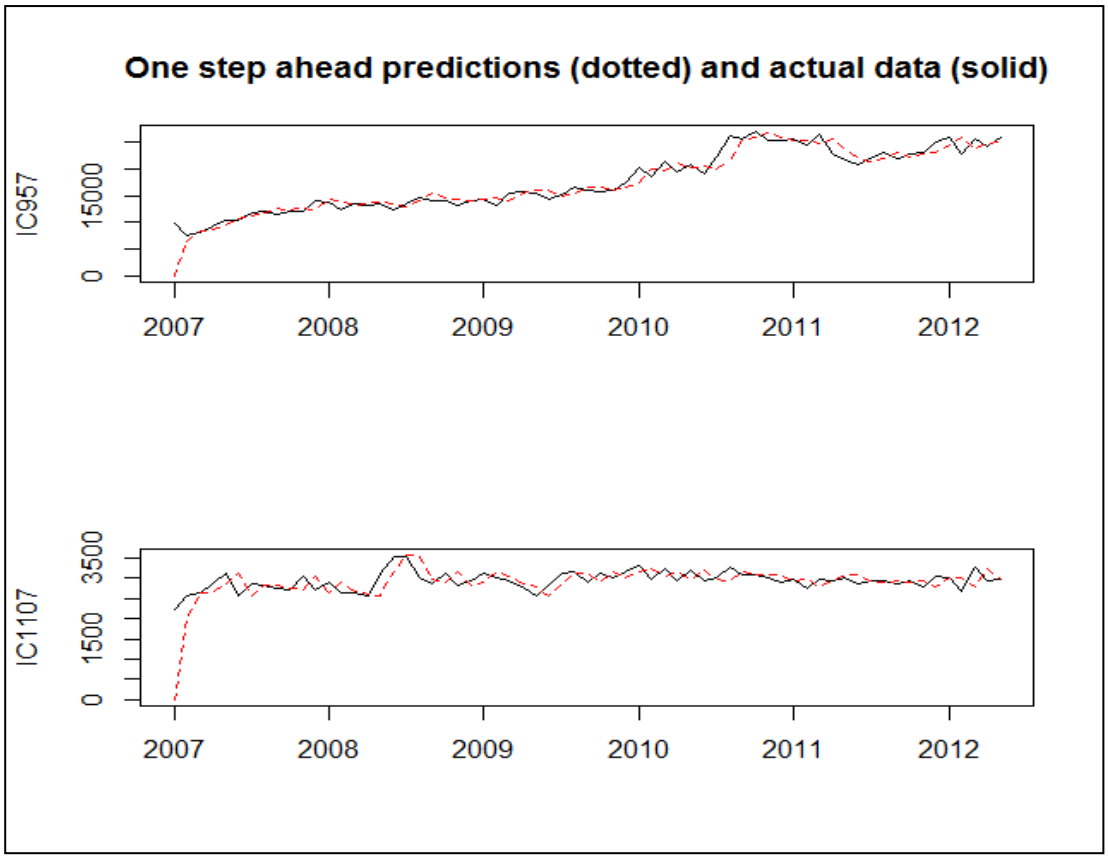
Sintaxis en R

*informationTests(cormod1,cormod2,cormod3,cormod4,cormod5)*

Resultados

| | PORT | -ln(L) | AIC |
|---|---|---|---|
| Cormod1 | 47.09 | 1038.14 | 2084.27 |
| Cormod2 | 30.99 | 1037.14 | 2090.27 |
| Cormod3 | 104.6 | 1057.6 | 2211.1 |
| Cormod4 | 47.09 | 1038.14 | 2084.27 |
| Cormod5 | 31.33 | 1033.07 | 2082.13 |

Dado que el modelo “cormod5” es el que tiene menor AIC, es el que se utilizará para pronosticar la demanda futura




**Gráfica 7 Modelo para los productos del tratamiento de Reinyección**

Tomando el modelo 5 que consta con menor AIC, se procede a plasmar la ecuación que servirá para pronosticar la demanda futura de los productos **IC957** y **IC1107.**

Sintaxis en RStudio

*f5=forecast(TSmodel(cormod5),TScorrosion,horizon=1)*

*f5$forecast*

Parámetros del modelo

neg. log likelihood= 1033.066

A(L) =

1-0.7684086L1 -0.183195L2 0+0.5327822L1 - 0.9421795L2

0+0.03248227L1 -0.03255968L2 1-1.051766L1 + 0.04855209L2

B(L) =

1 0

0 1

Ecuación de pronóstico

$$\begin{bmatrix}\varepsilon_{t1}\\ \varepsilon_{t2}\end{bmatrix} = \begin{bmatrix}\boldsymbol{IC957}\\ \boldsymbol{IC1107}\end{bmatrix}\begin{bmatrix}1-0.768L1 - 0.183L2 & 0+0.53L1 - 0.94L2\\ 0+0.032L1 - 0.032L2 & 1-1.051L1 + 0.0485L2\end{bmatrix}$$

$$\boldsymbol{IC957} = 0.76\, IC957_{T-1} + 018\, IC957_{T-2} - 0.53\, IC1107_{T-1} + 0.94\, IC1107_{T-2} + \varepsilon_{t1}$$

$$\boldsymbol{IC1107} = -0.03\, IC957_{T-1} + 0.03\, IC957_{T-2} + 1.05\, IC1107_{T-1} - 0.04\, IC1107_{T-2} + \varepsilon_{t2}$$

## 4.4 TRATAMIENTO DESHIDRATACION

### 4.4.1 Modelo Holtwinters – CLARIFICADOR

Ver *Anexo 20* para sintaxis en R del modelo Holtwinters en Clarificador

Resultados de la modelización

Parámetros

alpha: 0.6104463

beta: 0

gamma: 0.7703718

Coeficientes

Nivel al 2011 (a): 913.86882147

Pendiente al 2011 (b): 0.09717366

Estacionalidad (s1= enero, s2= febrero…….. s12= diciembre)

s1 1.00789765

s2 0.89354109

s3 0.97816418

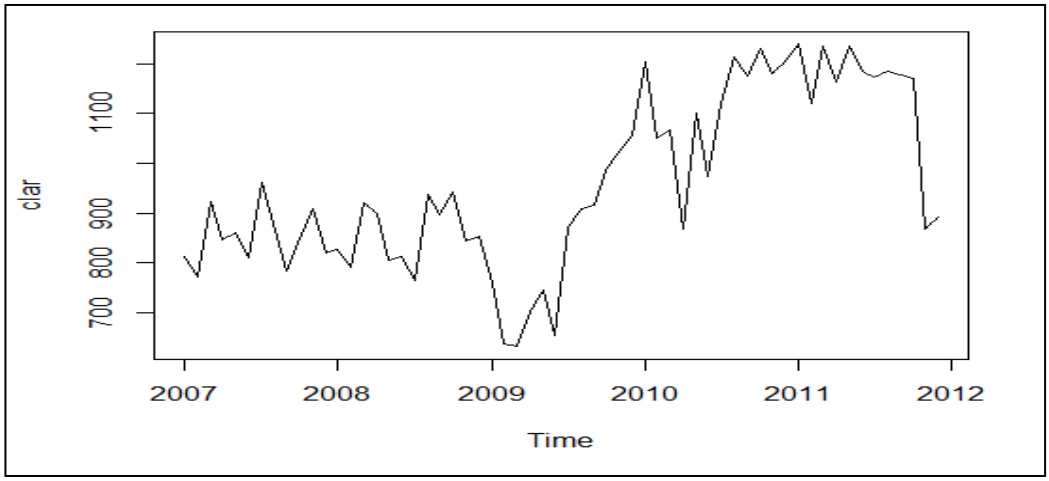
| | |
|---|---|
| s4 | 0.95135624 |
| s5 | 1.03158603 |
| s6 | 0.94582499 |
| s7 | 1.03888931 |
| s8 | 1.09431956 |
| s9 | 1.03992814 |
| s10 | 1.03870789 |
| s11 | 0.93017390 |
| s12 | 0.98244432 |

Con el resultado obtenido en el modelo Holtwinters para el producto Clarificador se determina la ecuación para pronosticar la demanda a futuro, la cual sería:

$$\hat{Z}_n(k) = (913.86 + \ k * 0.097) * \ estacionalidad(n + k)$$

### 4.4.2 Modelo ARIMA– CLARIFICADOR

Al realizar el análisis de las gráficas de la serie de tiempo se puede observar que los datos muestran tendencia y estacionalidad en el tiempo, en la gráfica monthplot (ver *Anexo 21*) se observa que la media y la varianza no son constantes.



Aplicamos una primera diferenciación para ajustar la serie, aunque en la gráfica de la primera diferenciación se nota que la media es constante, no obstante la gráfica monthplot denota lo contrario, aplicamos una segunda diferenciación, con la segunda diferenciación se puede apreciar que la media y la varianza son constantes (ver *Anexo 21*)

Ahora procedemos con el análisis de los gráficos ACF y PACF de la serie diferenciada (ver *Anexo 22*).

Examinando las gráficas se podría aplicar un modelo MA (1) y SMA (1) en la parte estacional y un SAR(1) en la parte estacional, para efectos de estudio se aplicara otros modelos, incluso se considerará el modelo Autoarima de R y se comparará sus AIC's.

Una vez examinada la serie de tiempo se aplicará 4 modelos y se contrastará sus AIC's siendo el de menos valor el que usaremos para pronosticar, así tenemos:

modelo1= ARIMA (0,1,1) $(1,1,1)_{s=12}$

modelo2= ARIMA (1,1,1) $(1,1,1)_{s=12}$

modelo3=ARIMA (0,1,1) $(0,1,1)_{s=12}$

modelo4=auto.arima(clar,1,1,stepwise=FALSE)

Luego de correr los modelos en R, se procede con la comparación de los AIC's y BIC's de cada modelo:

| | AIC | BIC |
|---|---|---|
| modelo1 | 578.4835 | 585.88 |
| modelo2 | 579.5351 | 588.79 |
| modelo3 | 576.6434 | 582.19 |
| modelo4 | 576.7306 | 580.43 |

Notamos que el Modelo 3 tiene menor AIC, este modelo es el ARIMA(0,1,1) $(0,1,1)_{s=12}$

Se observa la gráfica de ACF (ver *Anexo 22*) de los residuos del modelo 4 para confirmar si las auto-correlaciones están dentro de la banda del 95% de confianza y proceder a pronosticar con el modelo seleccionado.

Tomando el modelo 3 que consta con menor AIC se procede a plasmar la ecuación que servirá para pronosticar la demanda futura del producto Clarificador.

Sintaxis en RS

*p=predict(modelo3,1)*

*p*

Parámetros de la ecuación

ARIMA(0,1,1)(0,1,1)[12]

Coefficients:

| | ma1 | sma1 |
|---|---|---|
| | -0.2055 | -0.7591 |
| s.e. | 0.1393 | 0.3709 |

sigma^2 estimated as 8966: log likelihood=-285.32
AIC=576.64 AICc=577.2 BIC=582.19

En el *Anexo 23* se detalla la sintaxis aplicada en R para el producto Clarificador

Ecuación SARIMA para el modelo Clarificador

$$x_t = ventas_t - ventas_{t-12}$$

$$y_t = x_t - x_{t-12}$$

$$\varepsilon_t = -0.2055\, a_{t-1} + a_t$$

$$y_t = -0.7591\, \varepsilon_{t-12} + \varepsilon_t$$

### 4.4.3 Modelo Holtwinters – DEMULSIFICANTE

Ver *Anexo 24* para sintaxis en R del modelo Holtwinters en Demulsificante

Resultados de la modelización

Parámetros

alpha: 0.7634632
beta : 0.04972342
gamma: 1

Coeficientes

Nivel al 2011 (a): 2813.579129
Pendiente al 2011 (b): 4.243947

Estacionalidad (s1= enero, s2= febrero…….. s12= diciembre)

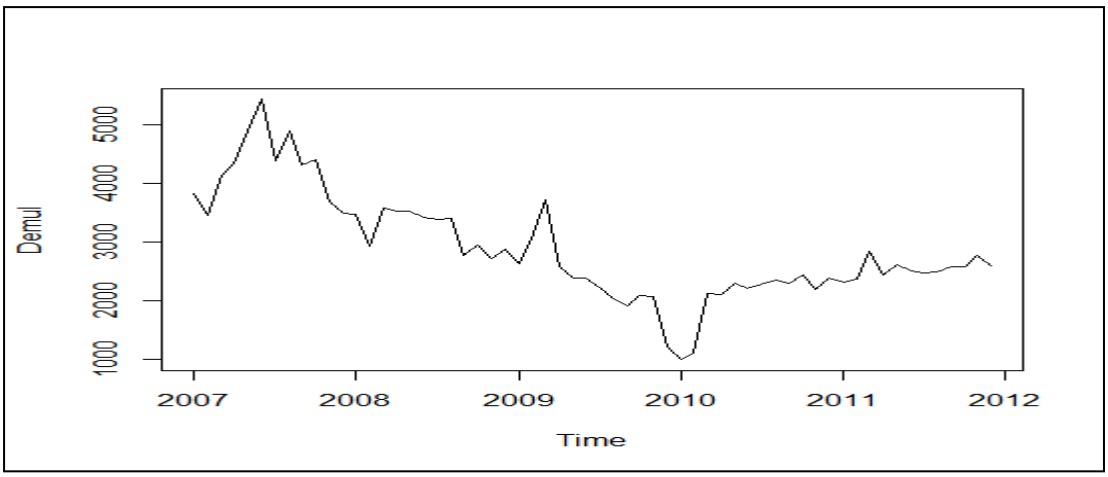
s1 -429.351844
s2 -452.094653
s3 164.235524
s4 -92.718578
s5 133.755526
s6 147.370075
s7 182.209582
s8 380.405667
s9 318.115235
s10 370.236236
s11 144.036840
s12 -209.579129

Con el resultado obtenido en el modelo Holtwinters para el producto Demulsificante se determina la ecuación para pronosticar la demanda a futuro, la cual sería:

$$\hat{Z}_n(k) = 2813.57 + k * 4.24 + estacionalidad(n+k)$$

### 4.4.4 Modelo ARIMA – DEMULSIFICANTE

Al observar la serie original del Demulsificante nos muestran tendencia y estacionalidad en el tiempo con una media y una varianza que no son constantes, esto se respalda en la gráfica monthplot (ver *Anexo 25*)




**Gráfica 9 Gráficas de la serie de tiempo Demulsificante**

Aplicamos una primera diferenciación para ajustar la serie, aunque en la gráfica de la primera diferenciación se nota que la media es constante, no obstante la gráfica monthplot denota lo contrario, aplicamos una segunda diferenciación, con la segunda diferenciación se puede apreciar que la media y la varianza son constantes (ver *Anexo 25*)

Ahora procedemos con el análisis de los gráficos ACF y PACF de la serie diferenciada (ver *Anexo 26*).

Examinando las gráficas se podría aplicar un modelo SMA (1) y SAR (1), para efectos de estudio se aplicarán otros modelos, inclusive el modelo Autoarima de R para comparar sus AIC's

modelo1 = ARIMA (0,1,0) $(1,1,1)_{s=12}$

modelo2 = ARIMA (0,1,1) $(1,1,1)_{s=12}$

modelo3 = ARIMA (0,1,0) $(0,1,1)_{s=12}$

modelo4 = auto.arima(Demul,1,1,stepwise=FALSE)

Luego de correr los modelos en R, se procede con la comparación de los AIC's y BIC's de cada modelo:

| | AIC | BIC |
|---|---|---|
| modelo1 | 703.2164 | 708.77 |
| modelo2 | 705.016 | 712.42 |
| modelo3 | 701.4918 | 705.19 |
| modelo4 | 701.4918 | 705.19 |

Los modelos 3 y 4 (función Autoarima de R) obtuvieron el mismo valor AIC, es decir que la función Autoarima calculó el modelo tipo ARIMA (0,1,0) (0,1,1) $_{s=12}$

Al observar la gráfica de ACF de los residuos del modelo 3 (ver *Anexo 26*) se puede observar que las auto-correlaciones están dentro de la banda de 95% de confianza.

Tomando el modelo 3 que consta con menor AIC, se procede a plasmar la ecuación que servirá para pronosticar la demanda futura del producto Demulsificante.

Sintaxis en RS

*p = predict (modelo3,1)*

*p*

Parámetros de la ecuación

```
Series:     Demul
 ARIMA    (0,1,0) (0,1,1)[12]

Coefficients:
          sma1
        -0.6211
s.e.   0.2292
sigma^2 estimated as 144410:  log likelihood = -348.75
AIC = 701.49   AICc = 701.76   BIC=705.19
```

En el *Anexo 27* se detalla la sintaxis aplicada en R para el producto Demulsificante.

Ecuación SARIMA para el modelo Demulsificante:

$$x_t = ventas_t - ventas_{t-12}$$

$$y_t = x_t - x_{t-12}$$

$$y_t = -0.6211\ \varepsilon_{t-12} + \varepsilon_t$$

## 4.4.5 Modelo Holtwinters – ANTIESPUMANTE

Ver *Anexo 28* para sintaxis en R del modelo Holtwinters en Antiespumante

Resultados de la modelización

Parámetros

alpha: 0.3885738
beta : 0.2081068
gamma: 0.9362473

Coeficientes

a 710.008758
b 22.740830

Estacionalidad (s1= enero, s2= febrero…….. s12= diciembre)

s1 -9.694180
s2 -3.248928
s3 58.277321
s4 29.247347
s5 45.633798
s6 55.839691

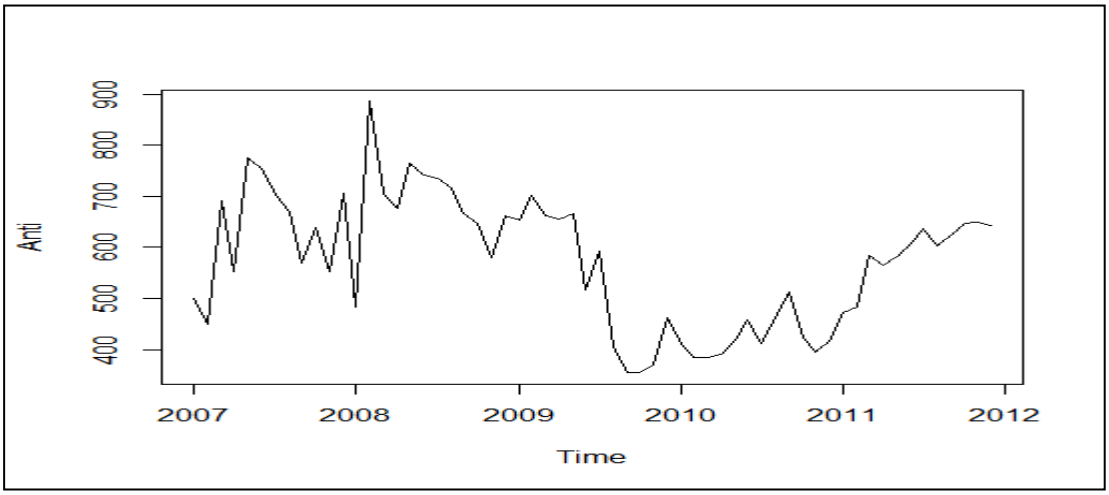
| | |
|---|---|
| s7 | 54.860243 |
| s8 | 15.179211 |
| s9 | 18.762832 |
| s10 | -14.490377 |
| s11 | -56.036587 |
| s12 | -65.935963 |

Con el resultado obtenido en el modelo Holtwinters para el producto Antiespumante se determina la ecuación para pronosticar la demanda a futuro, la cual sería:

$$\hat{Z}_n(k) = 710.008 + k * 22.74 + estacionalidad(n+k)$$

### 4.4.6 Modelo ARIMA – ANTIESPUMANTE

Al observar la serie original del Antiespumante nos muestran tendencia y estacionalidad en el tiempo con una media y una varianza que no son constantes, esto se respalda en la gráfica monthplot (ver *Anexo 29*)




**Gráfica 10 Serie original Antiespumante 2007 – 2012**

Aplicamos una primera diferenciación para ajustar la serie, aunque en la gráfica de la primera diferenciación se nota que la media es constante, no obstante la gráfica monthplot denota lo contrario, aplicamos una segunda diferenciación, con la segunda diferenciación se puede apreciar que la media y la varianza son constantes (ver *Anexo 29*)

Ahora procedemos con el análisis de los gráficos ACF y PACF de la serie diferenciada (ver *Anexo 30*).

Examinando las gráficas se podría aplicar un modelo MA(1) y un AR(1), para efectos de estudio se aplicarán otros modelos y se probará el modelo Autoarima de R para comparar sus AIC's.

modelo1 = ARIMA (1,1,1) $(0,1,0)_{s=12}$

modelo2 = ARIMA (1,1,1) $(0,1,1)_{s=12}$

modelo3 = ARIMA (1,1,0) $(1,1,0)_{s=12}$

modelo4 = auto.arima (Anti,1,1,stepwise=FALSE)

Ahora comparamos los AIC's y BIC's de los modelos:

| | AIC | BIC |
|---|---|---|
| modelo1 | 583.4961 | 589.05 |
| modelo2 | 569.738 | 577.14 |
| modelo3 | 572.8424 | 578.39 |
| modelo4 | 572.8424 | 578.39 |

Se puede notar que el Modelo 2 tiene el valor más bajo de AIC, modelo ARIMA(1,1,1) $(0,1,1)_{s=12}$

Al observar la gráfica de ACF de los residuos del modelo 2 (ver *Anexo 30*) se puede comprobar que las auto-correlaciones están dentro de la banda del 95% de confianza.

Tomando el modelo 2 que consta con menor AIC, se procede a plasmar la ecuación que servirá para pronosticar la demanda futura del producto Antiespumante.

Sintaxis en RS:

*p = predict (modelo2,1)*

*p*

Parámetros de la ecuación

```
Series:   Anti
ARIMA (1,1,1)(0,1,1)[12]

Coefficients:
         ar1       ma1       sma1
      -0.5966   -0.0183   -1.000
s.e.   0.1948    0.2293    0.525

sigma^2 estimated as 5992:  log likelihood=-280.87
AIC=569.74   AICc=570.69   BIC=577.14
```

En el *Anexo 31* se detalla la sintaxis aplicada en R para el producto Antiespumante.

Ecuación SARIMA para el modelo Antiespumante

$$x_t = ventas_t - ventas_{t-12}$$

$$y_t = x_t - x_{t-12}$$

$$\varepsilon_t = -0.5966\ \varepsilon_{t-1}\ a_{t-1} + a_t$$

$$y_t = -1\ \varepsilon_{t-12} + \varepsilon_t$$

### 4.4.7 Modelo Multivariado – Deshidratación

Como en el mismo caso del Modelo Multivariado por Tratamiento de Corrosión a este modelo se aplicara lo detallado en el Capítulo 3 inciso 3.6, tal cual sucede en la estructura de los modelos Arima, el modelo a aplicar siempre será el que tenga menor AIC, en el *Anexo 32* se detalla la sintaxis en R del Modelo multivariado para el tratamiento Deshidratación.

**Comparación de AIC's**

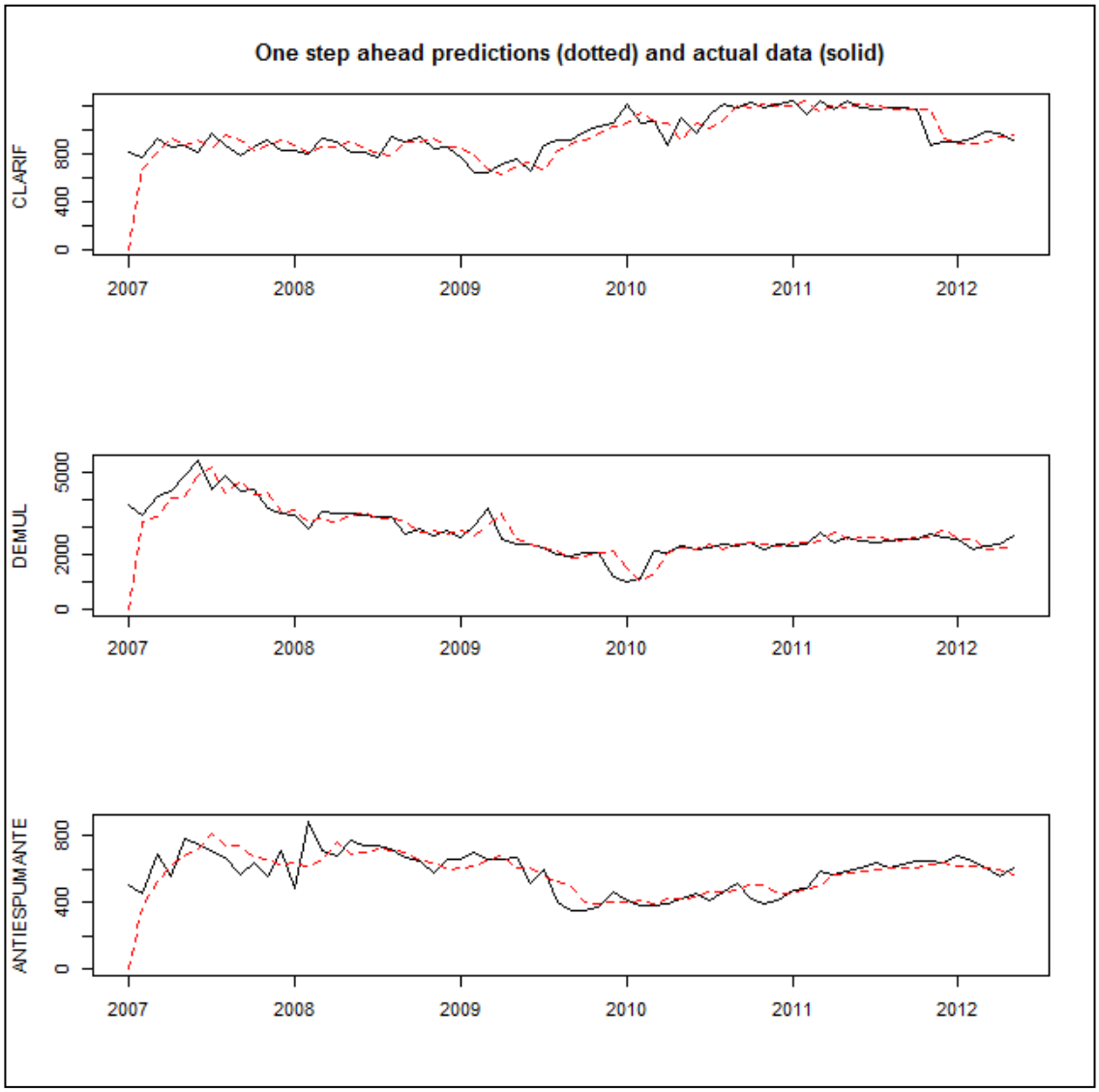
Sintaxis en R

*InformationTests (desmod1,desmod2,desmod3,desmod4,desmod5)*

Resultado

| | PORT | -ln(L) | AIC |
|---|---|---|---|
| desmod1 | 165.9 | 1289.5 | 2596.9 |
| desmod2 | 100.8 | 1283.8 | 2603.6 |
| desmod3 | 150.5 | 1300.0 | 2816.1 |
| desmod4 | 165.9 | 1289.5 | 2596.9 |
| desmod5 | 96.49 | 1277.47 | 2590.93 |

Dado que el modelo "desmod5" es el que tiene menor AIC, es el que aplicaremos para pronosticar la demanda futura.




**Gráfica 11 Modelos comparativos ajustados.**

Tomando el modelo 5 que consta con menor AIC, procedemos a plasmar la ecuación que servirá para pronosticar la demanda futura de los productos **Clarificador, Demulsificante** y **Antiespumante.**

Sintaxis en RStudio

```
f5 = forecast(TSmodel(desmod5),TSdeshidratacion,horizon=1)
f5
```

Parámetros del modelo

```
neg. log likelihood= 1277.466

A(L) =
1-0.7716827L1-0.2213247L2    0-0.0005685193L1-0.01853942L2    0-0.06250888L1+0.1446443L2
0+0.5492309L1-0.7469685L2    1-0.8303779L1-0.1111226L2        0-0.906849L1+0.9689858L2
0-0.02004139L1-0.04095568L2  0-0.04544008L1+0.003891845L2     1-0.3360743L1-0.3640102L2

B(L) =
1    0    0
0    1    0
0    0    1
```

Ecuación de pronóstico:

$$\begin{bmatrix}\varepsilon_{t1}\\ \varepsilon_{t2}\\ \varepsilon_{t3}\end{bmatrix} = \begin{bmatrix}\boldsymbol{Clarif}\\ \boldsymbol{Demul}\\ \boldsymbol{Anties}\end{bmatrix}\begin{bmatrix}1-0.77L1-0.22L2 & 0-0.0005L1-0.018L2 & 0-0.062L1+0.144L2\\ 0+0.54L1-0.74L2 & 1-0.830L1-0.11L2 & 0-0.90L1+0.96L2\\ 0-0.02L1-0.04L2 & 0-0.045L1+0.0038L2 & 1-0.33L1-0.36L2\end{bmatrix}$$

$$\boldsymbol{Clar} = 0.77\,Clar_{T-1} + 022\,Clar_{T-2} + 5.6x10^{-5}\,Dem_{T-1} + 0.01\,Dem_{T-2} + 0.06\,ant_{T-1} - 0.14\,Ant_{T-2} + \varepsilon_{t1}$$
$$\boldsymbol{Dem} = -0.54\,Clar_{T-1} + 0.74\,Clar_{T-2} + 0.83\,Dem_{T-1} + 0.11\,Dem_{T-2} + 0.9\,ant_{T-1} - 0.96\,Ant_{T-2} + \varepsilon_{t2}$$
$$\boldsymbol{Ant} = 0.02\,Clar_{T-1} + 0.04\,Clar_{T-2} + 0.04\,Dem_{T-1} - 0.003\,Dem_{T-2} + 0.33\,ant_{T-1} + 0.36\,Ant_{T-2} + \varepsilon_{t3}$$

Nomenclatura

Clar = Clarificador
Dem = Demulsificante
Ant = Antiespumante

# CAPITULO 5

# 5. POLITICA DE INVENTARIO

## 5.1 Selección de método de estimación

Una vez obtenida la demanda esperada para el 2012 utilizando los métodos Univariado, Multivariado y Holt-Winters y habiendo seleccionado aquel con la menor media absoluta del margen de error a través de los indicadores MAD y MAPE; se analizará la política de inventario para cada una de las materias primas de los productos analizados.

Los resultados obtenidos fueron:

a) Para el antiescala el método de estimación que más se acercó fue el UNIVARIADO (Véase *Anexo 33*)

| METODO | MAD (GALONES) | MAPE |
|---|---|---|
| FORECAST | 1449,17 | 15,79% |
| UNIVARIADO | 268,68 | 3,00% |
| HOLTWINTER | 288,58 | 3,21% |

| | |
|---|---|
| **DEMANDA PROMEDIO (GALONES)** | **8952,971417** |

**Tabla 4 Método obtenido para producto Antiescala**

b) Para el Biocida el método de estimación que más se acercó fue el HOLTWINTER (Véase *Anexo 34*)

| METODO | MAD (GALONES) | MAPE |
|---|---|---|
| FORECAST | 431,58 | 12,35% |
| UNIVARIADO | 356,35 | 10,81% |
| HOLTWINTER | 338,51 | 10,27% |

| | |
|---|---|
| **DEMANDA PROMEDIO (GALONES)** | **3566,05475** |

**Tabla 5 Método obtenido para producto Biocida**

c) Para el anticorrosivo 957 el método de estimación que más se acercó fue el HOLTWINTER (Véase *Anexo 35*)

| METODO | MAD (GALONES) | MAPE |
|---|---|---|
| FORECAST | 3349,83 | 12,34% |
| MULTIVARIADO | 1561,11 | 6,02% |
| UNIVARIADO | 1346,42 | 5,12% |
| HOLTWINTER | 1003,98 | 3,83% |

| | |
|---|---|
| **DEMANDA PROMEDIO (GALONES)** | **26475,44083** |

**Tabla 6 Método obtenido para producto Anticorrosivo 957**

d) Para el anticorrosivo 1107 el método de estimación que más se acercó fue el HOLTWINTER (Véase *Anexo 36*)

| METODO | MAD (GALONES) | MAPE |
|---|---|---|
| FORECAST | 381,58 | 12,75% |
| MULTIVARIADO | 157,53 | 5,31% |
| UNIVARIADO | 112,24 | 3,76% |
| HOLTWINTER | 76,79 | 2,54% |

| | |
|---|---|
| **DEMANDA PROMEDIO (GALONES)** | **2955,1845** |

**Tabla 7 Método obtenido para producto Anticorrosivo 1107**

e) Para el clarificador el método de estimación que más se acercó fue el MULTIVARIADO (Véase *Anexo 37*)

| METODO | MAD (GALONES) | MAPE |
|---|---|---|
| FORECAST | 420,00 | 48,03% |
| MULTIVARIADO | 71,93 | 8,57% |
| UNIVARIADO | 81,15 | 9,49% |
| HOLTWINTER | 76,05 | 8,99% |

| | |
|---|---|
| **DEMANDA PROMEDIO (GALONES)** | **904,107275** |

**Tabla 8 Método obtenido para producto Clarificador**

f) Para el Demulsificante el método de estimación que más se acercó fue el HOLTWINTER (Véase *Anexo 38*)

| METODO | MAD (GALONES) | MAPE |
|---|---|---|
| FORECAST | 653,58 | 49,97% |
| MULTIVARIADO | 316,20 | 24,61% |
| UNIVARIADO | 337,61 | 23,39% |
| HOLTWINTER | 307,20 | 20,23% |

| | |
|---|---|
| **DEMANDA PROMEDIO (GALONES)** | **2259,083125** |

**Tabla 9 Método obtenido para producto Demulsificante**

g) Para el antiespumante el método de estimación que más se acercó fue el MULTIVARIADO (Véase *Anexo 39*)

| METODO | MAD (GALONES) | MAPE |
|---|---|---|
| FORECAST | 50,33 | 8,42% |
| MULTIVARIADO | 49,75 | 7,73% |
| UNIVARIADO | 49,08 | 7,94% |
| HOLTWINTER | 60,53 | 9,75% |

| | |
|---|---|
| **DEMANDA PROMEDIO (GALONES)** | **583,34** |

**Tabla 10 Método obtenido para producto Antiespumante**

Una vez establecidas las demandas promedio para cada uno de los productos objeto de este estudio, se realizará una clasificación ABC de las materias primas de importación de estos ítems y posterior a ello se determinará las políticas de inventario más adecuadas.

## 5.2 Análisis ABC

La importancia de las materias primas de la firma radica directamente en aspectos cualitativos de los químicos y no cuantitativos (volumen de ventas). Esto ocurre debido a que una falta de suministro de anticorrosivo, antiescala o demulsificante sea cual fuese su dosificación puede causar daños en las tuberías de los campos lo que ocasionaría un grave incidente ecológico con fuertes demandas y la pérdida de toda posibilidad de volver a participar en una licitación.

Es por estas condiciones, que su suministro debe ser continuo mientras que, los otros químicos no afectan directamente a las tuberías y más bien son utilizados después del proceso de extracción.

La clasificación ABC de los sku's entonces estará dada por las siguientes características:

CARACTERISTICA 1:

- Importado
- Local

CARACTERISTICA 2:

- Anticorrosivo
- Demulsificante
- Antiescala
- Otros

- Si cumple la característica importado y además es un anticorrosivo, demulsificante o antiescala se considera un producto tipo A.
- Si cumple la característica importado y otros se considera un producto tipo B.
- Si cumple la característica local y otros se consideran un producto tipo C.

Para este estudio, los productos evaluados son de tipo A y B:

| TRATAMIENTO | PRODUCTO | MATERIA PRIMA | CARACTERISTICA 1 | CARACTERISTICA 2 | CLASIFICACION |
|---|---|---|---|---|---|
| ANTIESCALA | ANTIESCALA | MP 67 | IMPORTADO | ANTIESCALA | A |
| BIOCIDA | BIOCIDA | MP 98 | IMPORTADO | OTROS | B |
| CORROSION EN REINYECCION | ANTICORROSIVO 957 | MP A60 | IMPORTADO | ANTICORROSIVO | A |
| | | MP Q80 | IMPORTADO | ANTICORROSIVO | A |
| | ANTICORROSIVO 1107 | MP 571 | IMPORTADO | ANTICORROSIVO | A |
| DESHIDRATACION | CLARIFICADOR | MP120 | IMPORTADO | OTROS | B |
| | DEMULSIFICANTE | MP 3879 | IMPORTADO | DEMULSIFICANTE | A |
| | | MP 13 | IMPORTADO | DEMULSIFICANTE | A |
| | | MP 47 | IMPORTADO | DEMULSIFICANTE | A |
| | ANTIESPUMANTE | MP 12500 | IMPORTADO | OTROS | B |

**Tabla 11 Clasificación ABC de las materias primas**

## 5.3 Política actual y sus costos

De acuerdo a las políticas de la empresa se revisa cada semana el nivel de inventario de los productos y aproximadamente cada cuatro semanas después de verificar éstos niveles se realiza un pedido de hasta el consumo de mes y medio, tomando como base el mes en curso y lo que está en tránsito.

Dado que no se tiene un pronóstico acertado ni puntos de reorden establecidos, el problema surge cuando este consumo cambia. Estos cambios pueden darse por las siguientes razones:

1.- Se explotaron o se cerraron puntos de extracción

2.- El cliente solicitó un cambio en la dosis de inyección

3.- Se realizaron cambios en la formulación para mejorar la eficiencia

La actual política de compra del grupo establece:

- Reuniones semanales
- Pedidos en función de los saldos de bodega del momento
- Ordenes por el consumo aproximado de mes o mes y medio para órdenes que vienen de Estados Unidos y órdenes por el consumo de tres meses para las órdenes que provienen de Europa y Asia.

Con estos precedentes, los niveles actuales de cobertura y de rotación de inventario son (Ver *Anexo 40*):

| MATERIA PRIMA | INDICE DE COBERTURA (días) | INDICE DE ROTACION ACTUAL (veces / mes) | INDICE DE ROTACION (veces / año) |
|---|---|---|---|
| MP 67 | 23.87 | 1.26 | 15.08 |
| MP 98 | 55.05 | 0.54 | 6.54 |
| MP A60 | 37.44 | 0.80 | 9.62 |
| MP Q80 | 21.20 | 1.41 | 16.98 |
| MP 571 | 25.89 | 1.16 | 13.91 |
| MP120 | 53.02 | 0.57 | 6.79 |
| MP 3879 | 117.99 | 0.25 | 3.05 |
| MP 13 | 85.60 | 0.35 | 4.21 |
| MP 47 | 63.05 | 0.48 | 5.71 |
| MP 12500 | 107.20 | 0.28 | 3.36 |

**Tabla 12 Nivel de cobertura y rotación actual de inventario**

Debido a las consideraciones anteriores, los costos totales de mantenimiento de inventario por año son:

| MATERIA PRIMA | COSTO ANUAL DE COLOCAR UNA ORDEN (CCO) | COSTO DE FINANCIAMIENTO (3,5% anual) | COSTO ANUAL DE ALMACENAMIENTO | COSTO ANUAL TOTAL DE MANTENIMIENTO DE INVENTARIO (CCO + CF + CA) |
|---|---|---|---|---|
| **MP 67** | 2004,42 | 10576,10 | 2899,850 | 15480,374 |
| **MP 98** | 728,88 | 3024,00 | 1216,343 | 4969,223 |
| **MP A60** | 2004,42 | 35625,74 | 4130,492 | 41760,656 |
| **MP Q80** | 2004,42 | 18047,07 | 2339,325 | 22390,812 |
| **MP 571** | 2004,42 | 611,38 | 102,016 | 2717,816 |
| **MP120** | 911,10 | NA | 1255,066 | 2166,166 |
| **MP 3879** | 728,88 | 2822,40 | 887,744 | 4439,024 |
| **MP 13** | 1093,32 | 1935,36 | 858,749 | 3887,429 |
| **MP 47** | 1093,32 | 2076,48 | 474,411 | 3644,211 |
| **MP 12500** | 364,44 | NA | 128,993 | 493,433 |

**Tabla 13 Costos totales de mantenimiento de inventario**

Obteniendo finalmente un costo total de $101,949.15 (*ver Anexo 41*).

## 5.4 Análisis de Lead Times

Utilizando el histórico de las órdenes de compra por proveedor, colocadas en condiciones normales se establecieron los lead times de cada una de las materias primas por producto, obteniendo así:

| TRATAMIENTOS | ANTI-INCRUSTANTE | BIOCIDA | CORROSION EN REINYECCION | | DESHIDRATACION | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| PRODUCTO | ANTIESCALA | BIOCIDA | ANTICORROSIVO 957 | ANTICORROSIVO 1107 | CLARIFICADOR | DEMULSIFICANTE | | ANTIESPUMANTE |
| CLASIFICACION ABC | A | B | A | A | B | A | | B |
| MATERIA PRIMA | MP 67 | MP 98 | MP A60 | MP A60 | MP 120 | MP 3879 | MP 13 | MP AK |
| | | | MP Q80 | MP Q80 | | | MP 47 | |
| | | | MP 571 | MP 571 | | | | |
| ORIGEN | USA | CHINA | USA | USA | USA | ALEMANIA | USA | USA |
| μ LEADTIME (días) | 49.27 | 92.63 | 49.27 | 49.27 | 51.50 | 102.50 | 73.67 | 82.33 |
| μ LEADTIME (meses) | 1.64 | 3.09 | 1.64 | 1.64 | 1.72 | 3.42 | 2.46 | 2.74 |
| σ LEADTIME (días) | 11.83 | 5.78 | 11.83 | 11.83 | 10.35 | 8.12 | 11.72 | 2.52 |
| σ LEADTIME (meses) | 0.39 | 0.19 | 0.39 | 0.39 | 0.35 | 0.27 | 0.39 | 0.08 |

**Tabla 14 Análisis de lead times por producto y por materia prima**

### Anticorrosivo: Origen Houston – Estados Unidos

### Antiescala: Origen Houston – Estados Unidos

Para las materias primas del tratamientos anti-incrustante y anticorrosivo se obtuvo un lead time promedio de 49 días, período que incluye el tiempo de producción, despacho y desaduanización con una desviación de 11 días (*Ver Anexo 42*)

Ambas materias primas tienen clasificación A, cuando existe desabastecimiento de alguna de ellas el plan de emergencia es bajar la suficiente cantidad de carga por Miami cuyo tiempo de tránsito es menor (7 días) y aplacar el desabastecimiento antes que llegue la siguiente orden normal.

### Demulsificante.- Origen Estados Unidos y Alemania

En el caso de las materias primas del tratamiento demulsificante, se encontraron dos orígenes, con lo cual las materias primas de origen Estados Unidos tienen un lead time y una desviación aproximada de 73 y 11 días respectivamente. Mientras que para las materias primas de origen Alemania se

encontró un lead time de 102 días con una desviación de 8 días. (*Ver Anexo 43*)

Cuando se presenta un desabastecimiento de las materias primas de origen Estado Unidos, al igual que en los tratamientos anti-incrustante y de corrosión, se baja la suficiente cantidad de carga por Miami cuyo tiempo de tránsito es menor (7 días) y se aplaca el desabastecimiento hasta que llegue la siguiente orden normal.

Sin embargo cuando la materia prima es de origen Alemania, lo que se hace es buscar una fórmula alterna que pueda ser utilizada en campo mientras llega la materia prima normal. Este plan de emergencia aunque efectivo puede ocasionar:

- Desabastecimientos en otros campos
- Costos por producto más elevados
- Reducción en la margen de rentabilidad

**Biocida: Origen Hong Kong – China**

Para la materia prima del tratamiento biocida se encontró un lead time de 92 días con una desviación aproximada de 5 días. (*Ver Anexo 44)*

Cuando hay algún desabastecimiento de esta materia prima, se la adquiere localmente pero a un costo de más del doble que lo que costaría la importación directa.

**Clarificador: Origen Georgia – Estados Unidos**

Para las materias primas del tratamiento clarificador se encontró un lead time de 51 días con una desviación aproximada de 10 días. (*Ver Anexo 45*)

Para el caso de esta materia prima, los niveles de rotación son bastante bajos con lo cual está mayormente presente una situación de sobre stock.

**Antiespumante: Origen Riceboro – Estados Unidos**

Para las materias primas del tratamiento antiespumante se encontró un lead time de 82 días con una desviación aproximada de 2 días. (*Ver Anexo 46*)

Para el caso de esta materia prima, los niveles de rotación son bastante bajos con lo cual está mayormente presente una situación de sobre stock.

## 5.5 Política sugerida

Basándonos en las políticas de optimización y mejora constante de procesos y cadena logística de la compañía, se pretende elaborar un modelo que corrobore dichas políticas de adquisición de materia prima con sus proveedores principales.

Con esta simulación el objetivo principal fue encontrar la cantidad óptima de materia prima que debe contener cada pedido realizado a los distintos proveedores del exterior. Todo esto, a fin de satisfacer la demanda de los principales productos utilizados en los tratamientos aplicados en el campo minimizando los posibles escenarios de sobre stock o desabastecimiento y analizando todas las variables que inciden en su consumo con lo cual se podrá establecer una política de compra que maximice la utilidad sobre el margen del producto.

Al establecer una política de pedidos que maximice la utilidad de la empresa, a su vez se podrá:

A) Facilitar la información al proveedor a fin de que pueda coordinar con su área de producción las necesidades de la compañía.

B) El forwarder podrá realizar los bookings con anticipación a fin de que no haya retrasos en los despachos.

C) Se podrá tener la información relevante para el presupuesto de compras

Ante lo expuesto anteriormente como sistema de control se recomienda seguir una política de inventario de revisión continua (Silver et al., Inventory Management and Production Scheduling, 1998)

| | Revisión Continua |
|---|---|
| Productos tipo A | (s,S) |
| Productos tipo B | (s,Q) |

Dónde el Sistema (s,S) para productos tipo A estará dado por:

s: Posición de inventario en la que se debe ordenar

S: Cantidad hasta la que se debe ordenar

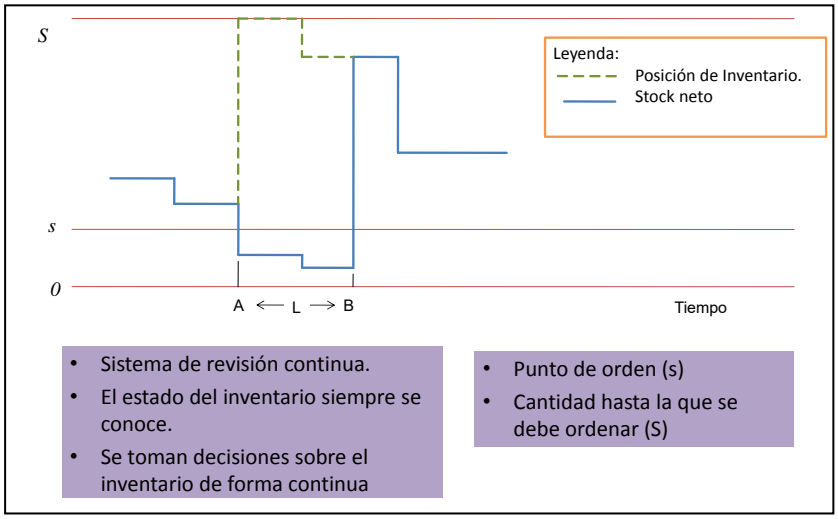



**Ilustración 10 Sistema (s, S)**

Dónde:

$$Q^* = \sqrt{\frac{2KD}{h'}}$$

$$s = AVG \times AVGL + z\sqrt{AVGL \times STD^2 + AVG^2 \times STDL^2}$$

$$S = \max\{Q, AVGL \times AVG\} + z\sqrt{AVGL \times STD^2 + AVG^2 \times STDL^2}$$

Los resultados obtenidos fueron:

| | MP 67 | MP A60 | MP Q80 | MP 571 | MP 3879 | MP 13 | MP 47 |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| Q* = | 30092.32 | 19775.89 | 19655.82 | 3788.83 | 4646.50 | 6146.72 | 5139.16 |
| s = | 41781.82 | 37914.10 | 37914.10 | 1342.31 | 4628.86 | 4921.17 | 3690.90 |
| S = | 44163.89 | 37914.10 | 37914.10 | 4232.21 | 5704.88 | 7646.44 | 6263.96 |

**Tabla 15 Resultados obtenidos aplicando la política de inventario (s, S) para productos tipo A**

Dado que estos productos son tipo A se consideró un nivel de servicio del 98% (*Ver Anexo 47*).

El Sistema (s, Q) para productos tipo B estará dado por:

s: Punto de orden

Q: Cantidad a ordenar

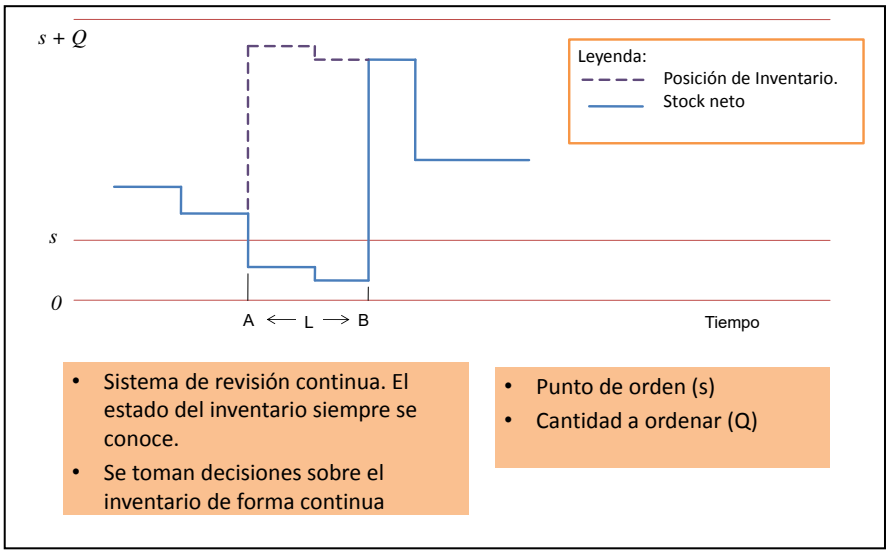



**Ilustración 11 Sistema (s, Q)**

Los resultados obtenidos fueron:

| | MP 98 | MP120 | MP 12500 |
|---|---|---|---|
| Q* = | 13323.92 | 11323.14 | 1944.98 |
| s = | 10668.85 | 7543.99 | 490.96 |

**Tabla 16 Resultados obtenidos aplicando la política de inventario (s, Q) para productos tipo B**

Dado que estos productos son tipo B se consideró un nivel de servicio del 95% (*Ver Anexo 48*).

Una vez aplicada la nueva política de inventario los costos totales de mantenimiento serán de:

| MATERIA PRIMA | COSTO ANUAL DE COLOCAR UNA ORDEN (CCO) | COSTO DE FINANCIAMIENTO (3,5% anual) | COSTO ANUAL DE ALMACENAMIENTO | COSTO ANUAL TOTAL DE MANTENIMIENTO DE INVENTARIO (CCO + CF + CA) |
|---|---|---|---|---|
| MP 67 | 1225.96 | 13746.94 | 3644.255 | 18617.154 |
| MP 98 | 503.64 | 2320.07 | 662.876 | 3486.587 |
| MP A60 | 1694.40 | 26259.34 | 3310.001 | 31263.745 |
| MP Q80 | 1704.75 | 26581.15 | 3310.001 | 31595.901 |
| MP 571 | 315.87 | 912.60 | 118.221 | 1346.697 |
| MP120 | 634.89 | NA | 710.135 | 1345.024 |
| MP 3879 | 491.79 | 2212.09 | 225.724 | 2929.602 |
| MP 13 | 495.67 | 2247.19 | 300.963 | 3043.825 |
| MP 47 | 444.64 | 1808.30 | 225.724 | 2478.662 |
| MP 12500 | 187.88 | NA | 36.098 | 223.982 |

**Tabla 17 Costos considerando la nueva política de inventario**

Obteniendo finalmente un costo total de $96,331.18 (*ver Anexo 49*).

# CAPITULO 6

## 6.1 CONCLUSIONES

En base al estudio de estimación de la demanda de los productos químicos que la empresa provee al mercado, y luego aplicando políticas de inventarios en base a las estimaciones, se ha podido integrar ambas técnicas cuyo objetivo es satisfacer la demanda con el más alto nivel de servicio, con lo cual podemos concluir:

1. Que los modelos matemáticos de estimación seleccionados (Holt-winter, ARIMA, Multivariados) estiman la demanda con errores de desviación con la realidad bastante aceptables, en algunos productos el error no supera el 3%, estos modelos se mantienen estables inclusive en el 2013 (Ver Anexo 50)

2. La estimación es dinámica y un solo modelo no puede ser aplicable para todos los productos.

3. Entre más datos se disponga en el tiempo, los estimadores calcularan con menor desviación de error posible.

4. Los niveles de inventario observados muestran en ciertos casos niveles altos para las materias primas tipo A, lo cual generalmente es bueno sin embargo esto podría estar indicando que para ciertos casos las mercaderías que se tienen son insuficientes para el nivel de ventas que se maneja lo cual es un factor determinante en los desabastecimientos que se presentaron a lo largo del período de estudio.

5. Actualmente no se están considerando los lead times reales de cada producto, al implementar un política de inventario formal este parámetro será considerado cuando se establezcan las cantidades por orden y el número de orden a colocar.

6. Aunque la diferencia en los costos entre una política y otra no es tan alta, la nueva política optimiza el número de órdenes considerando costos y lead times a su vez e incluye una mayor cobertura evitando así costos extras por multas o fletes más rápidos pero costosos.

## 6.2 RECOMENDACIONES

1. Es importante siempre actualizar la base de datos de consumos reales para que los estimados de demanda proyecten valores con desviaciones razonables.

2. Cabe recalcar que estos modelos de demanda no estiman cualquier venta puntual que el mercado brinda la oportunidad de atender, por eso es recomendable que las proyecciones obtenidas de los modelos sean consolidadas con el departamento comercial para afinar proyecciones puntuales más las proyecciones con base de datos históricos

3. Establecer un procedimiento para todos aquellos pedidos extras que surjan del cliente y ante los cuales no haya habido ninguna previsión.

4. Desarrollar mejores relaciones con los clientes, de tal manera que sea más fácil obtener información acerca de la apertura o cierre de nuevos pozos o proyectos.

5. Implementar una política de inventario de revisión periódica a través de la cual se establezcan cantidades óptimas de pedido y sus puntos de reorden y se consideren los lead time reales de cada producto.

# Anexo 1

Ministerio de Recursos Naturales No Renovables

**SECRETARÍA DE HIDROCARBUROS**
**PLAN PLURIANUAL 2010 - 2013**

| Objetivos PNBV | Metas PNBV | Políticas MRNNR | Estrategias MRNNR | Planes, Programas, Proyectos | Objetivo Estratégico Institucional (OEI) | Indicador de gestión del Objetivo | Línea de Base del Indicador del Objetivo | Meta de Gestión del Objetivo | Programación anual en % de la meta | | | | Presupuesto del objetivo estratégico Institucional (En Miles de dólares) | | | | Cobertura Geográfica | Número estimado de beneficiarios | Unidad de Medida |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | | | | | | | | 2010 | 2011 | 2012 | 2013 | 2010 | 2011 | 2012 | 2013 | | | |
| Objetivo 11. Establecer un sistema económico social, solidario y sostenible | | Fortalecer los derechos y recuperar la presencia del Estado en la administración, gestión, regulación y control de los recursos naturales no renovables | Incorporación de tecnología para la gestión de la política sectorial y el fortalecimiento de la capacidad de seguimiento y evaluación de su cumplimiento. | Fortalecimiento del Manejo de Información del Sector Hidrocarburífero a través de la creación del Banco de Información Petrolera Ecuatoriana (BPE) | Impulsar el desarrollo productivo del sector hidrocarburífero | Banco de Información Petrolera Ecuatoriana (BPE) Implementado | Información técnica y administrativa de la industria petrolera ecuatoriana en archivos físicos. | Análisis de situación actual, inventariado, carga de información, diseño del modelo de servicios, capacitación y transferencia de conocimiento. | | 42% | 42% | 16% | | 2.000 | 2.000 | 814 | Nacional | 14.300.000 | BPE Implementado en el 100% |
| | Incrementar la producción petrolera (estatal y privada) a 500,5 miles de barriles por día al 2013. | Promover la inversión para el desarrollo productivo | Promoción, apertura y captación de inversión nacional y extranjera para las actividades del sector RNNR | Plan para impulsar el desarrollo productivo del sector hidrocarburífero. | | % de avance del proceso de renegociación, suscripción y firma de los contratos petroleros con las empresas de acuerdo al nuevo modelo. | Contratos vigentes: 13 de participación, 4 convenios de explotación unificada, 1 prestación de servicios, 4 servicios específicos y 8 campos marginales | Renegociación, suscripción de los contratos petroleros con las empresas de acuerdo al nuevo modelo | 82% | 20% | | | | | | | Nacional | 14.300.000 | Número de contratos petroleros renegociados y suscritos de acuerdo a nuevo contrato |
| | | | | Garantizar la Continuidad de la Explotación de Gas Natural del Bloque 3 | | Contrato con ECC Ecuador Ltda. Concluido | Bloque 3 adjudicado a ECC | La liquidación del contrato de ECC Ecuador Ltda. | | 100% | | | | 40.000.000 | | | Nacional | 14.300.000 | Contrato con ECC Ecuador Ltda. liquidado |
| | | | | | | | | | | | | | 0 | 42.000.000 | 2.000 | 814 | | | |

Ing. Rentro Cazar Ayala
Secretario de Hidrocarburos

# Anexo 2

## Sintaxis en R para la conversión de la información diaria a mensual

```
setwd("C:/Users/damian/Desktop/mario/maestria/tesis/lo_pepa")
repsol=read.delim("demandarepsol2007-2012.txt")
a=as.character(repsol$MES)
repsol$MES=factor(a,unique(a))
repsolmensual=ts(aggregate(.~MES,repsol,sum)[,-
(1:2)],frequency=12,start=c(2007,1))
repsolmensual
```

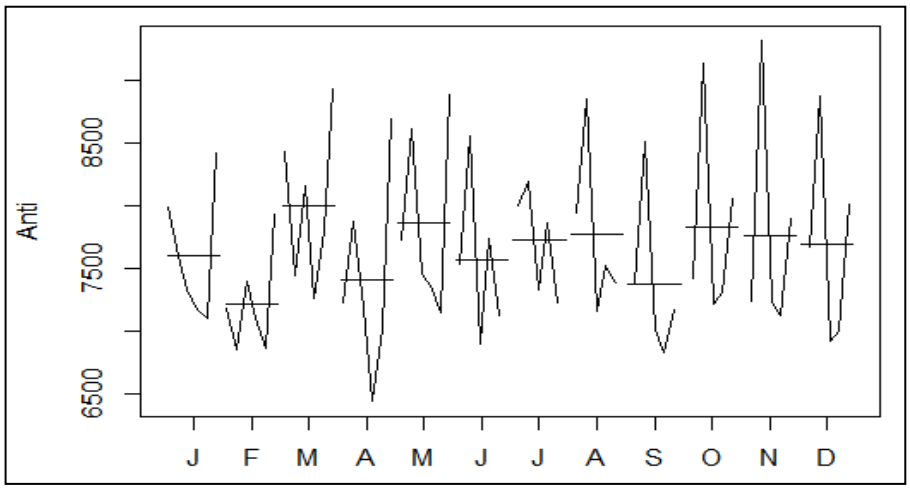
# Anexo 3

## Sintaxis en R para el análisis del producto Antiescala utilizando el modelo Holtwinter

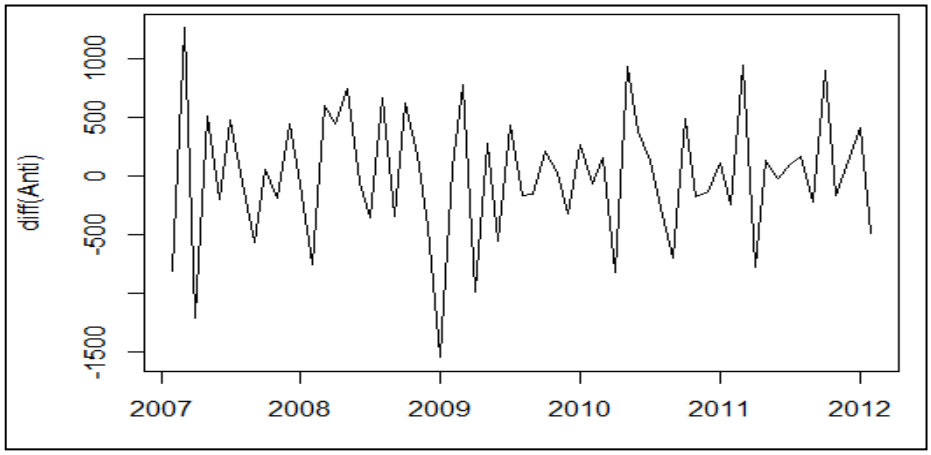
```
Antiescala=(repsolmensual[,"ANTIESCALA"])
Anti=window(Antiescala,start=c(2007,1),end=c(2011,12))
Anti
holt<-HoltWinters(Anti)
pronholt<-predict(holt,1)
pronholt
```

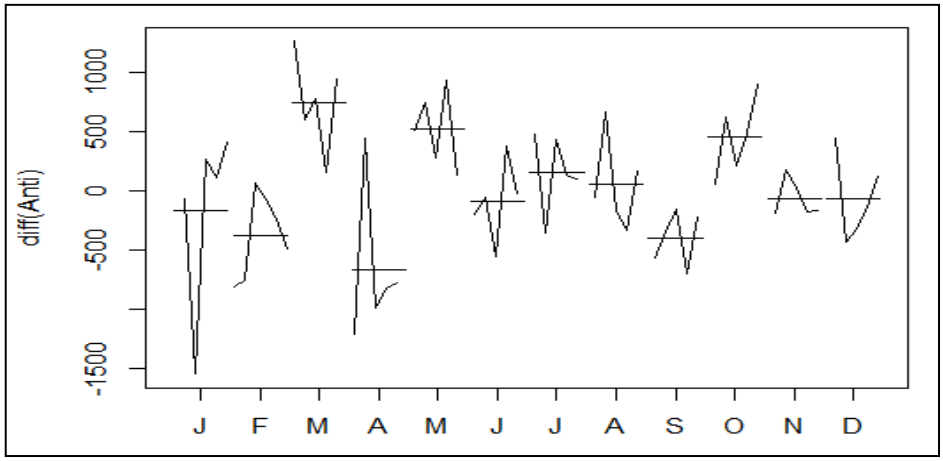
# Anexo 4

## Gráfica monthplot para la serie Antiescala original

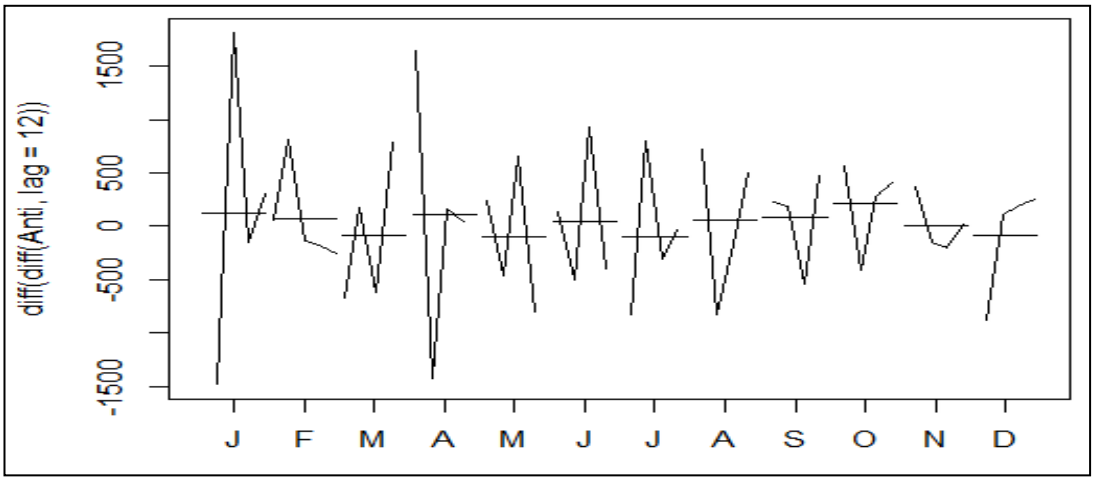


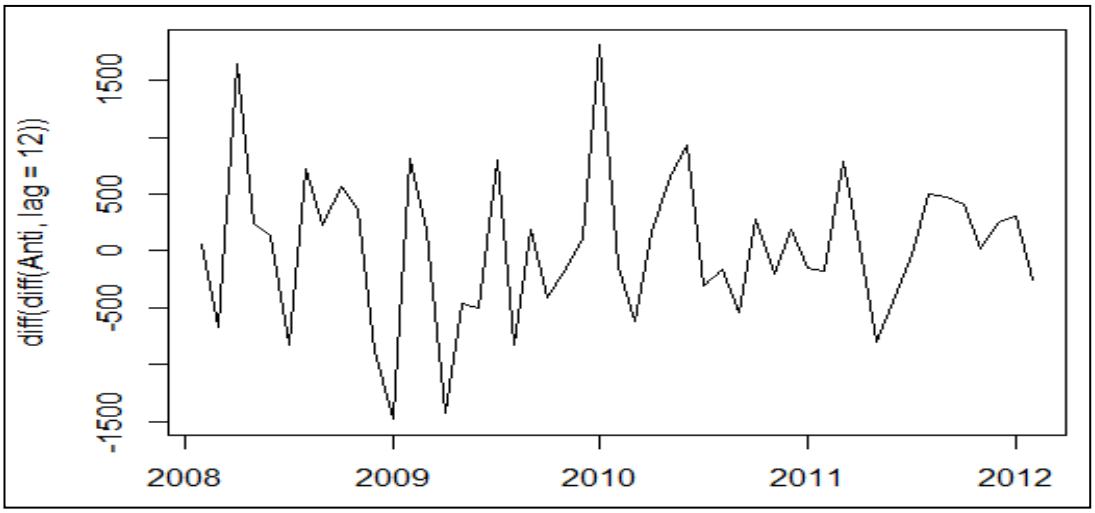

## Primera diferenciación y gráfica monthplot obtenida con la serie antiescala



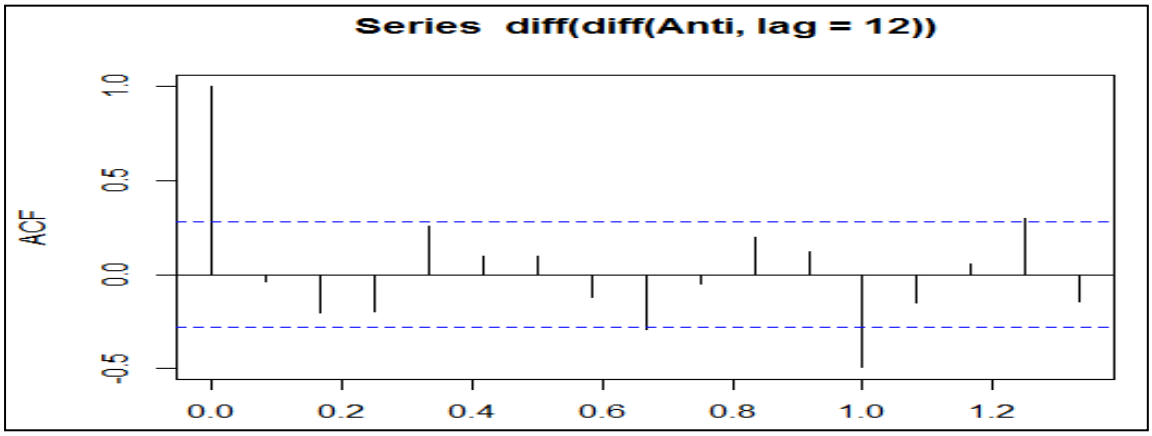
**Segunda diferenciación y gráfica monthplot obtenida con la serie antiescala**

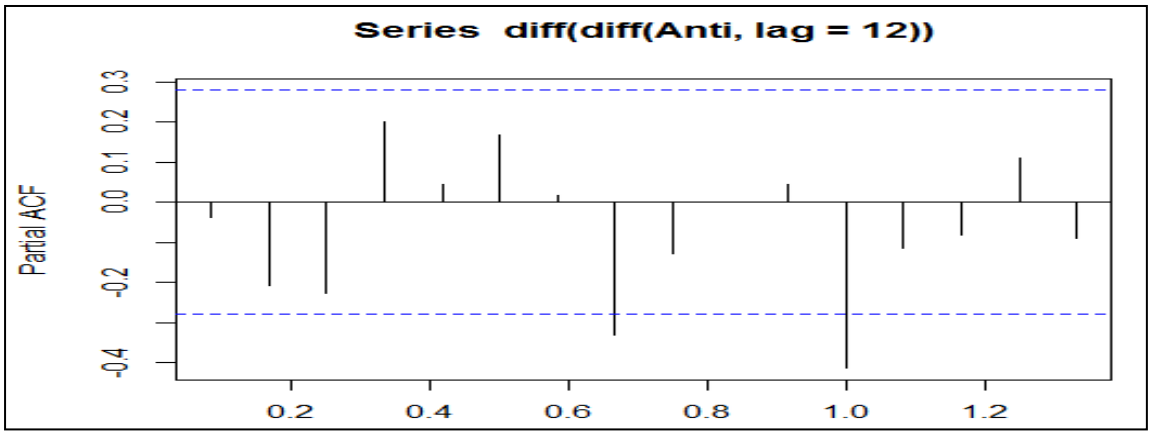


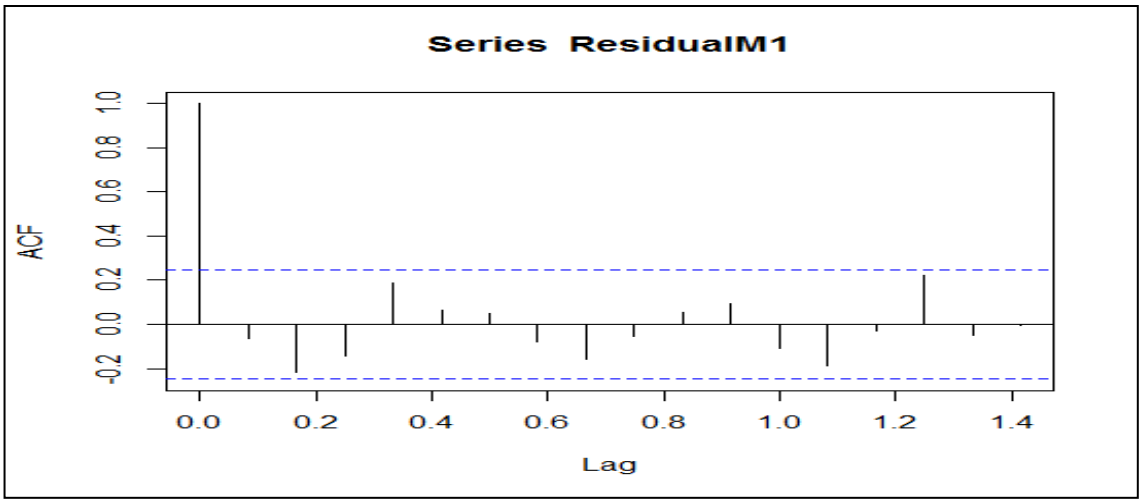
# Anexo 5

## ACF y PACF de la serie diferenciada Antiescala




## Análisis ACG para residuales del modelo 1



# Anexo 6

## Sintaxis en R del modelo ARIMA - Antiescala

```
ts.plot(Anti)
acf(Anti)
abline(v=2007:2011)
monthplot(Anti)
ts.plot(diff(Anti))
monthplot(diff(Anti))
acf(diff(Anti,lag=12))
pacf(diff(Anti,lag=12))
ts.plot(diff(diff(Anti,lag=12)))
monthplot(diff(diff(Anti,lag=12)))
acf(diff(diff(Anti,lag=12)))
pacf(diff(diff(Anti,lag=12)))
modelo1=arima(Anti,c(0,1,0),c(0,1,1))
modelo2=arima(Anti,c(0,1,0),c(1,1,1))
modelo3=arima(Anti,c(0,1,1),c(0,1,1))
modelo4=auto.arima(Anti,d=1,D=1,stepwise=TRUE)
AIC(modelo1,modelo2,modelo3,modelo4)
ResidualM1=residuals(modelo1)
acf(ResidualM1)
```

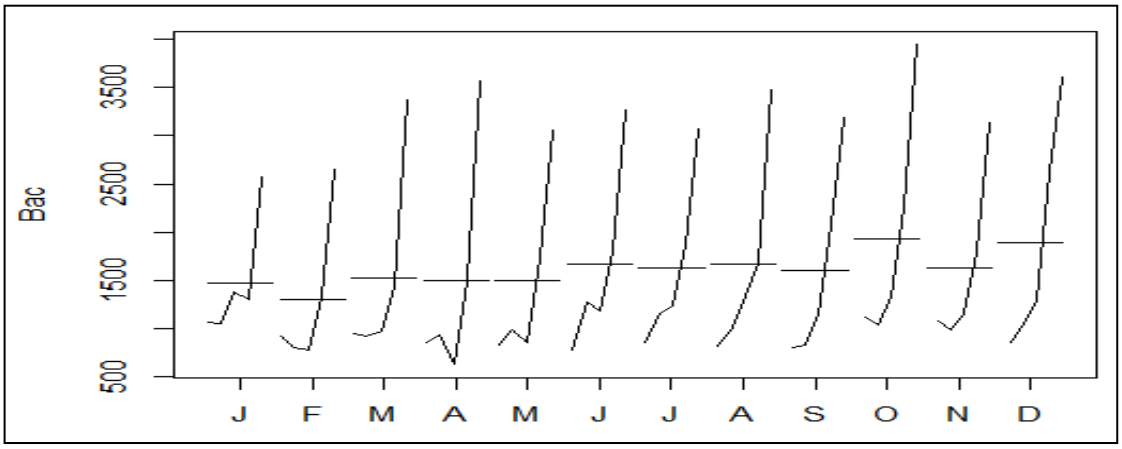
# Anexo 7

## Sintaxis en R para el análisis del producto Biocida utilizando el modelo Holtwinter

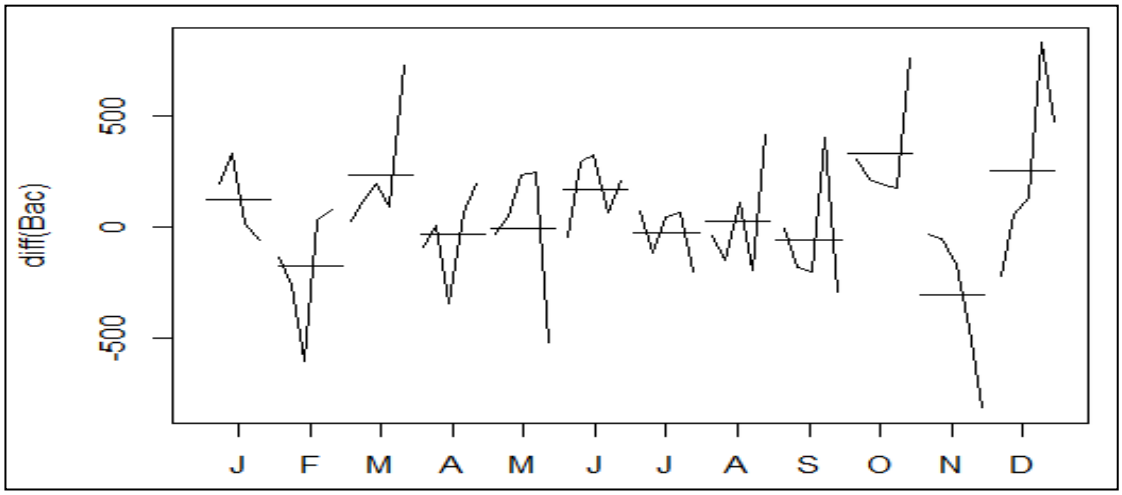
```
Bac98=(repsolmensual[,"BAC98THPS"])
Bac=window(Bac98,start=c(2007,1),end=c(2011,12))
Bac
holt1<-HoltWinters(Bac)
pronholt<-predict(holt1,1)
pronholt
```

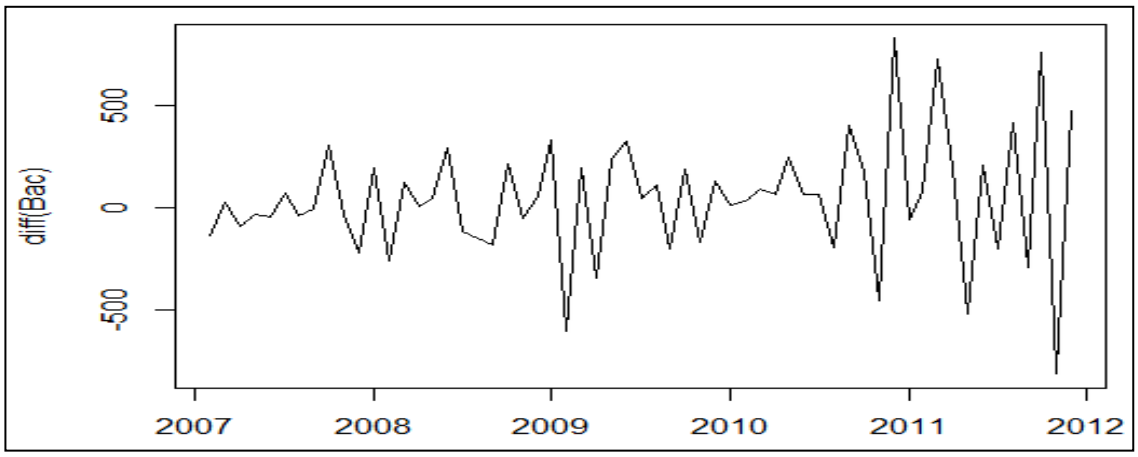
# Anexo 8

## Gráfica monthplot para la serie BAC98THPS original

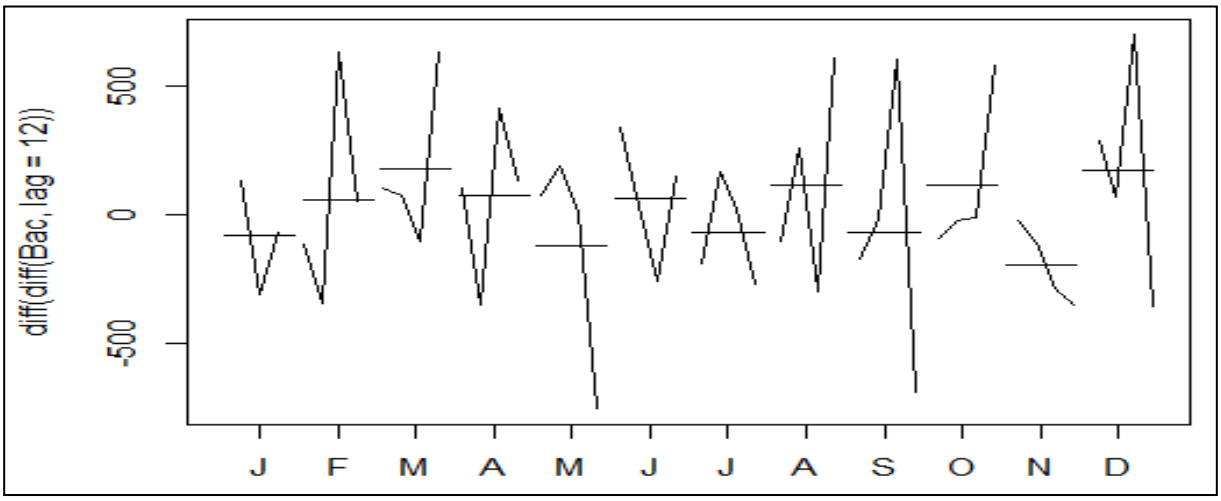


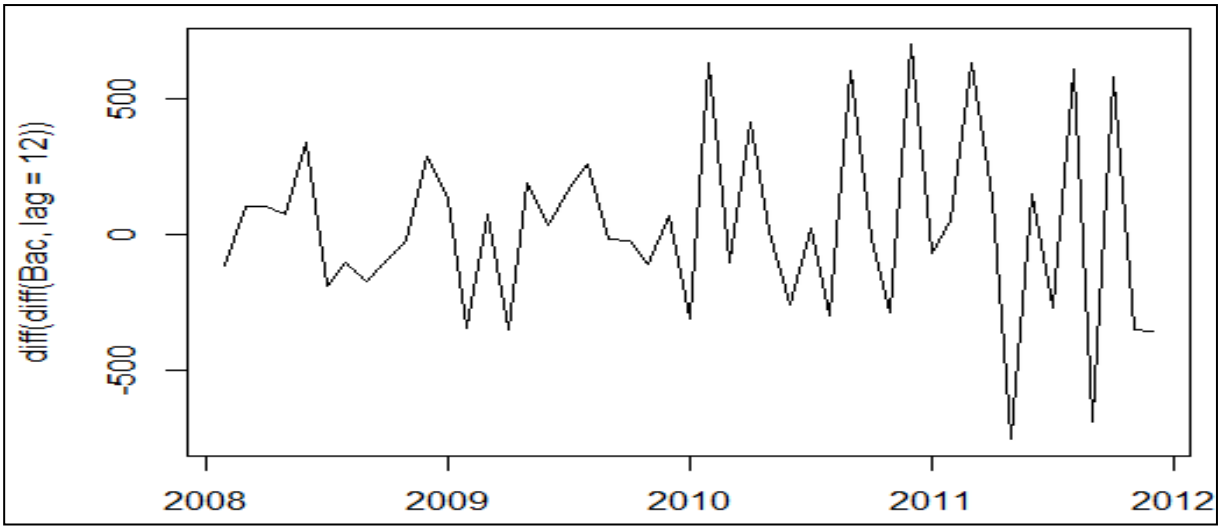

## Análisis de la serie Biocida con una primera diferenciación



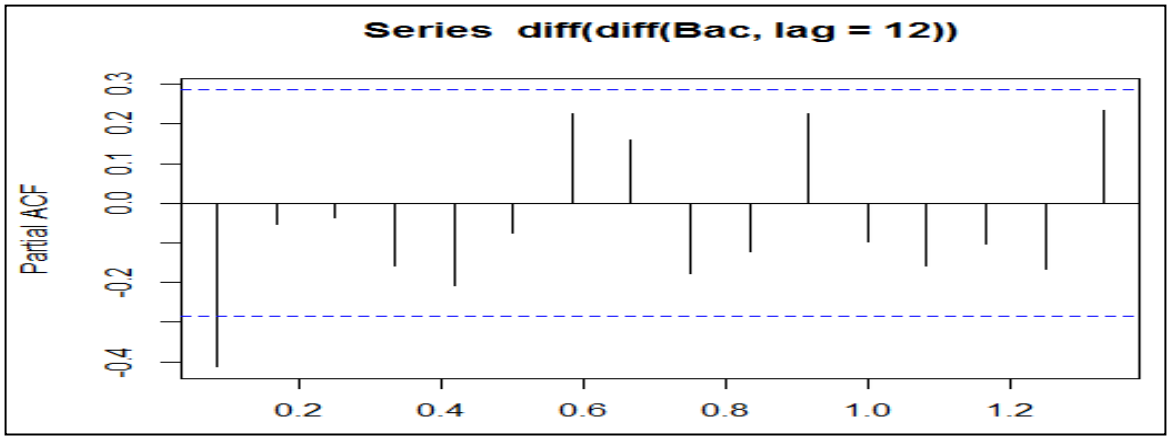
## Análisis de la serie Biocida con una segunda diferenciación

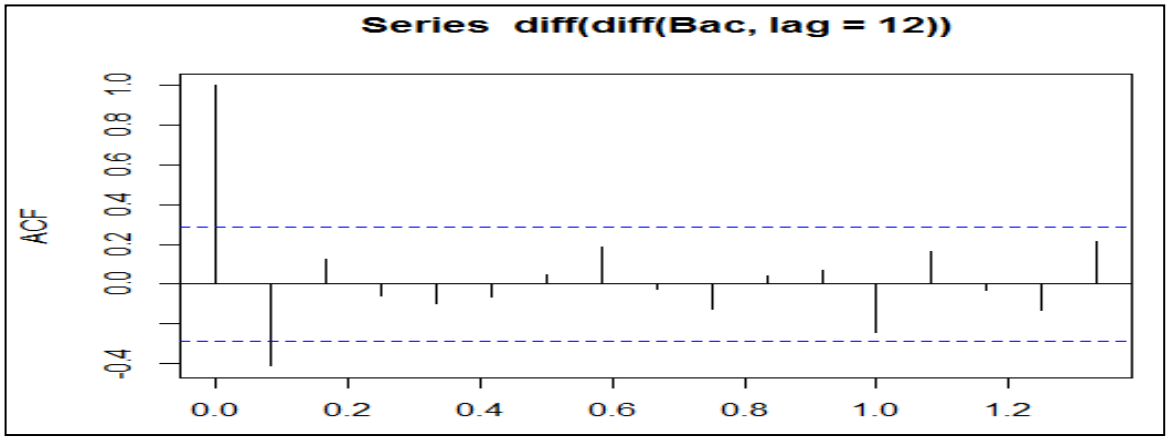


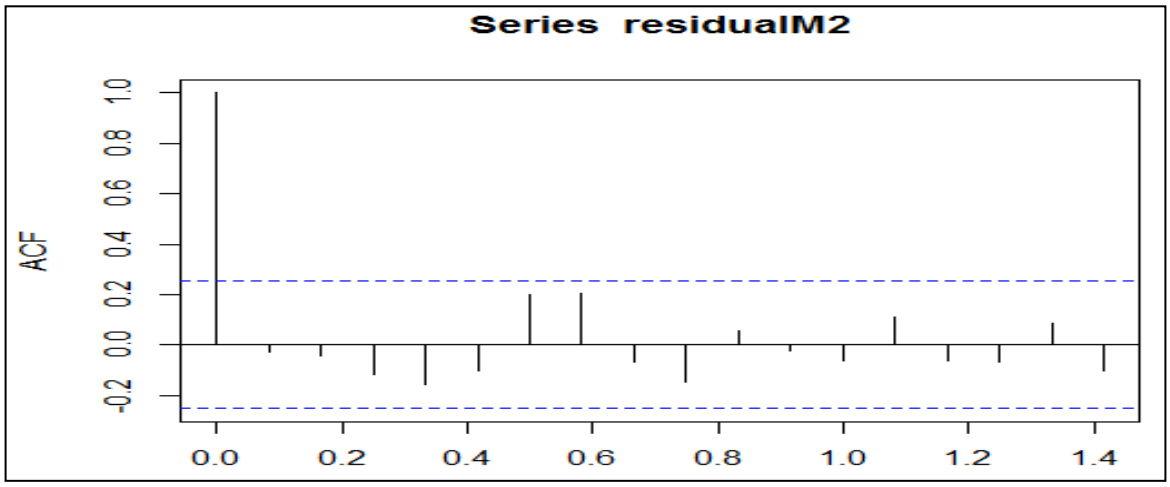
# Anexo 9

## Análisis ACF y PACF de la serie Biocida con una segunda diferenciación




## Análisis ACF de residuos de la serie Biocida con el modelo 2



# Anexo 10

## Sintaxis en R del modelo ARIMA - Biocida

```
ts.plot(Bac)
monthplot(Bac)
ts.plot(diff(Bac,lag=12))
monthplot(diff(Bac,lag=12))
acf(diff(Bac,lag=12))
pacf(diff(Bac,lag=12))
ts.plot(diff(diff(Bac,lag=12)))
monthplot(diff(diff(Bac,lag=12)))
acf(diff(diff(Bac,lag=12)))
pacf(diff(diff(Bac,lag=12)))
modelo1=arima(Bac,c(1,1,1),c(0,1,0))
modelo2=arima(Bac,c(1,1,0),c(0,1,1))
modelo3=arima(Bac,c(1,1,1),c(0,1,1))
modelo4=auto.arima(Bac,1,1,stepwise=FALSE)
modelo1
modelo2
modelo3
modelo4
AIC(modelo1,modelo2,modelo3,modelo4)
residualM2=residuals(modelo2)
acf(residualM2)
```

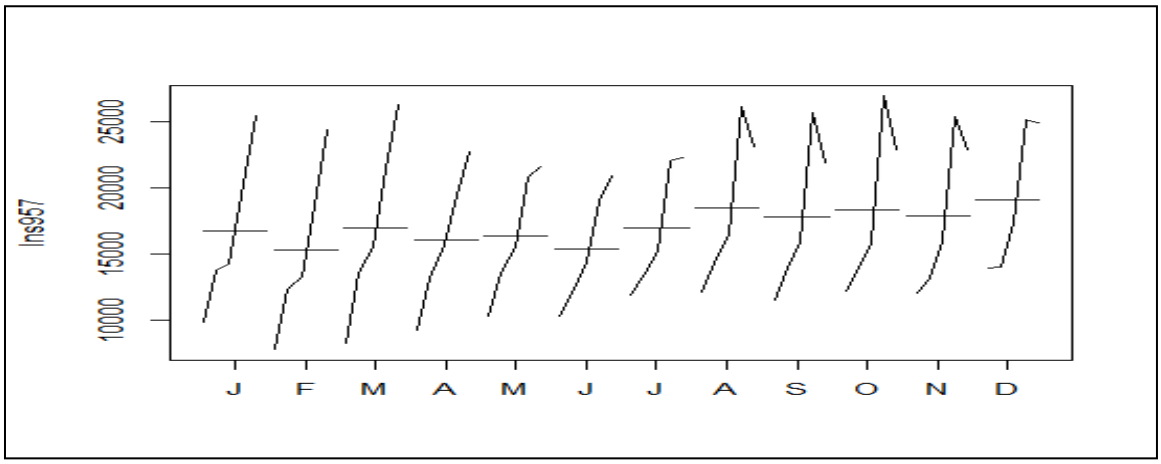
# Anexo 11

## Sintaxis en R para el Modelo HoltWinters – IC957

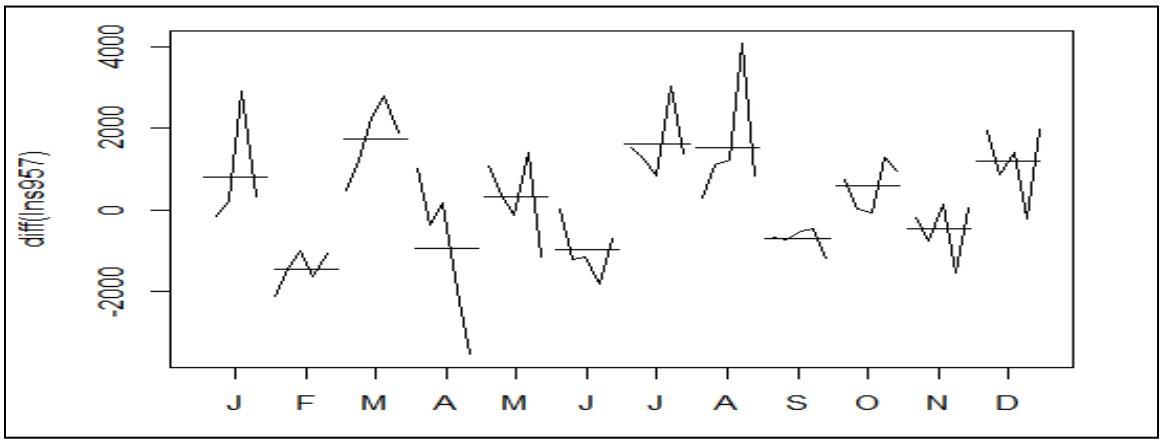
```
Inscrustacion957=(repsolmensual[,"IC957"])
Ins957=window(Inscrustacion957,start=c(2007,1),end=c(2011,12)
)
Ins957
holt<-HoltWinters(Ins957)
holt
pronholt<-predict(holt,1)
pronholt
```

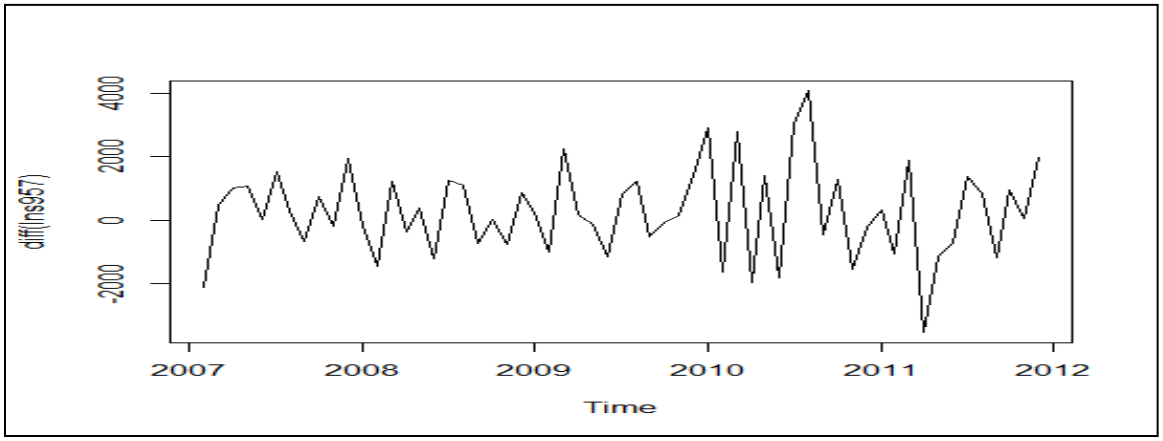
# Anexo 12

## Grafica monthplot de la serie original IC957

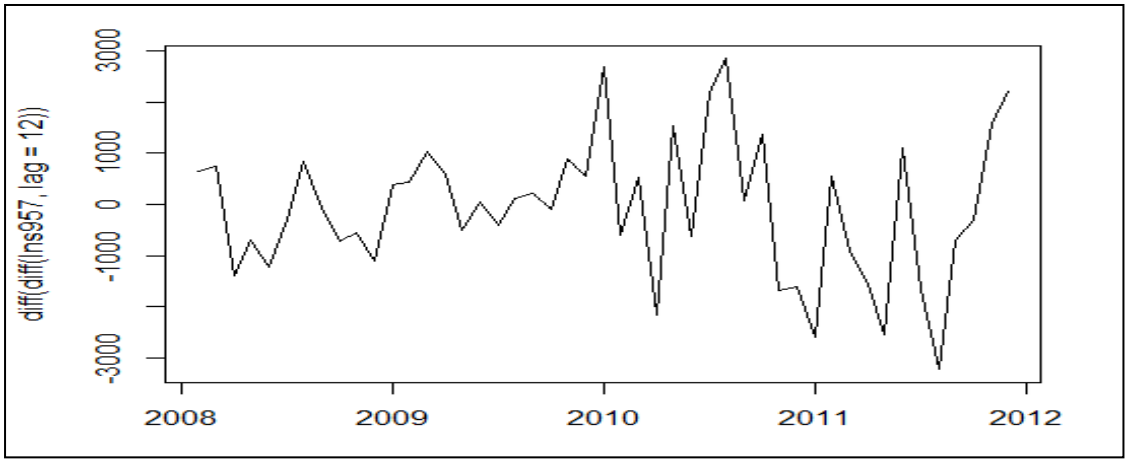


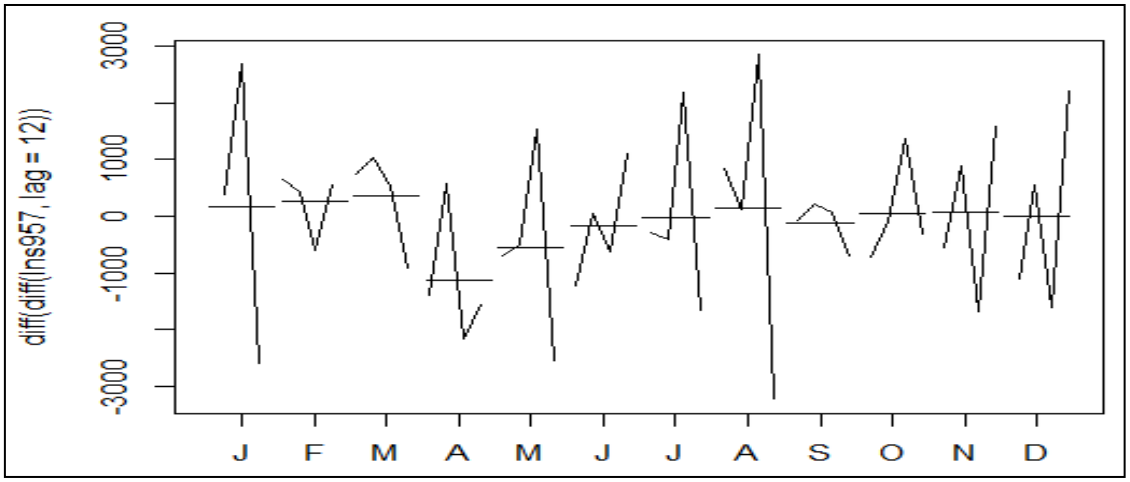

## Análisis de la serie IC 957 con una primera diferenciación



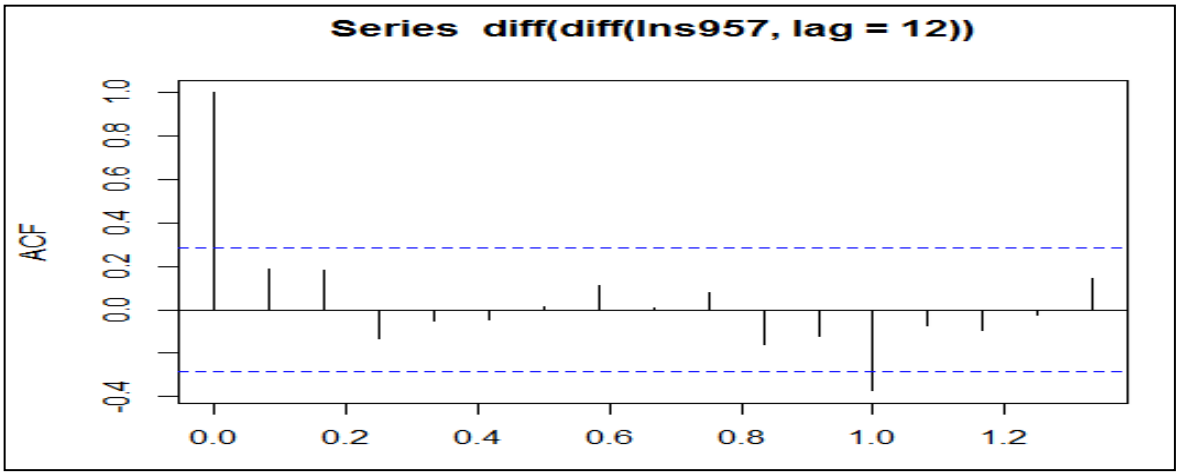
## Análisis de la serie IC 957 con una segunda diferenciación

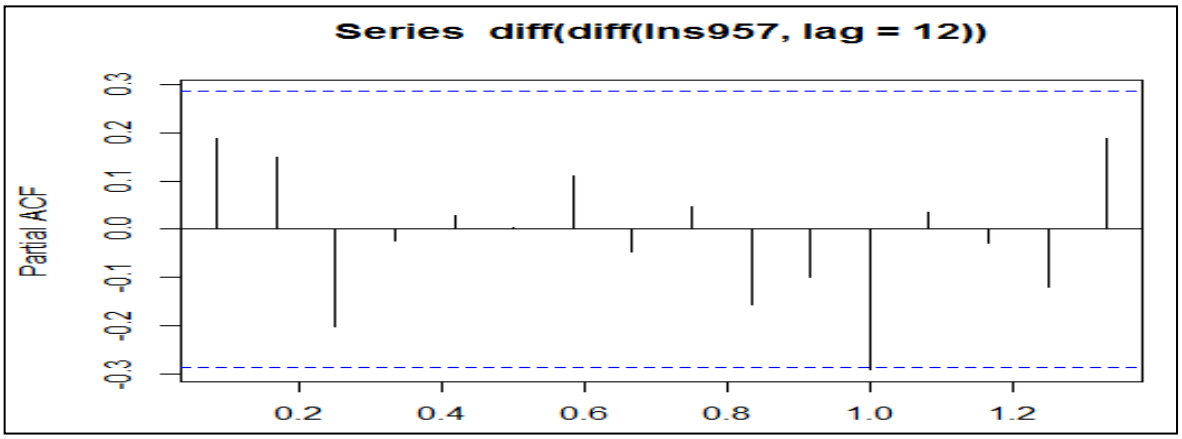


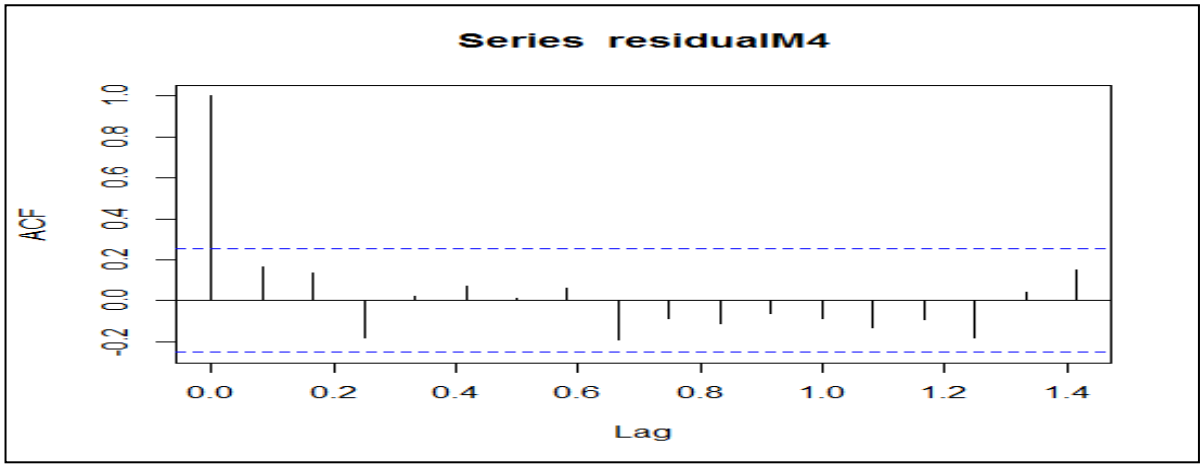
# Anexo 13

## Análisis ACF y PACF de la serie diferenciada IC 957




## Análisis de residuales de la serie IC 957



# Anexo 14

## Sintaxis en R del modelo ARIMA - IC957

```
ts.plot(Ins957)
monthplot(Ins957)
ts.plot(diff(Ins957))
monthplot(diff(Ins957))
monthplot(diff(diff(Ins957,lag=12)))
ts.plot(diff(diff(Ins957,lag=12)))
acf(diff(diff(Ins957,lag=12)))
pacf(diff(diff(Ins957,lag=12)))
modelo1=arima(Ins957,c(0,1,0),c(1,1,1))
modelo2=arima(Ins957,c(1,1,0),c(0,1,0))
modelo3=arima(Ins957,c(1,1,0),c(1,1,0))
modelo4=auto.arima(Ins957,1,1,stepwise=FALSE)
modelo1
modelo2
modelo3
modelo4
AIC(modelo1,modelo2,modelo3,modelo4)
residualM4=residuals(modelo4)
acf(residualM4)
```

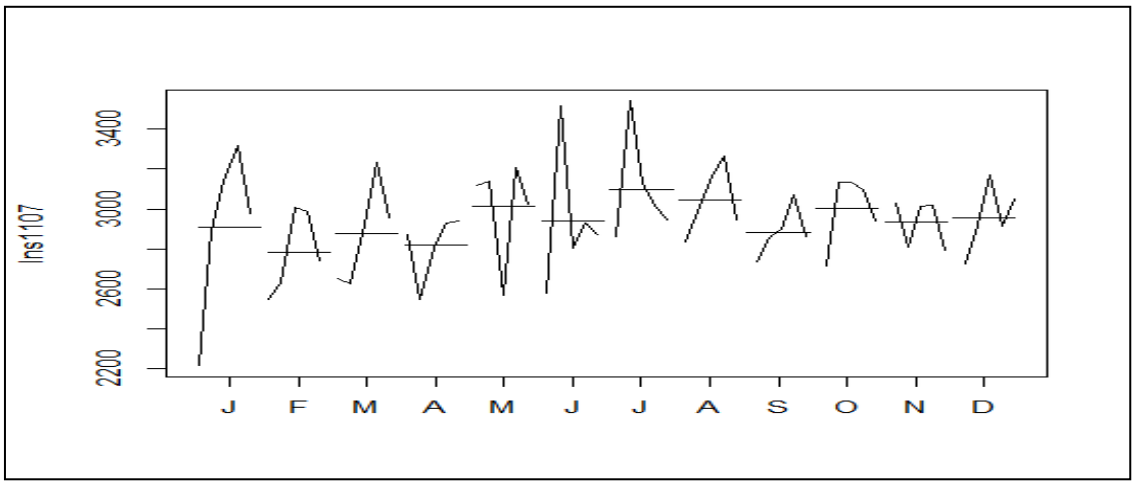
# Anexo 15

## Sintaxis en R para el Modelo HoltWinters – IC1107

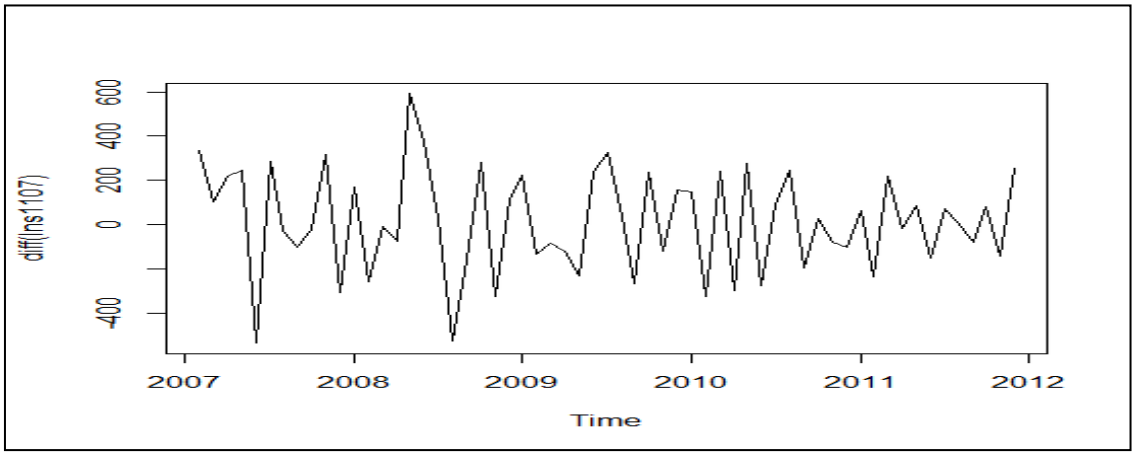
```
Inscrustacion1107=(repsolmensual[,"IC1107"])
Ins1107=window(Inscrustacion1107,start=c(2007,1),end=c(2011,1
2))
Ins1107
holt<-HoltWinters(Ins1107,seasonal="mult")
holt
pronholt<-predict(holt,1)
pronholt
```

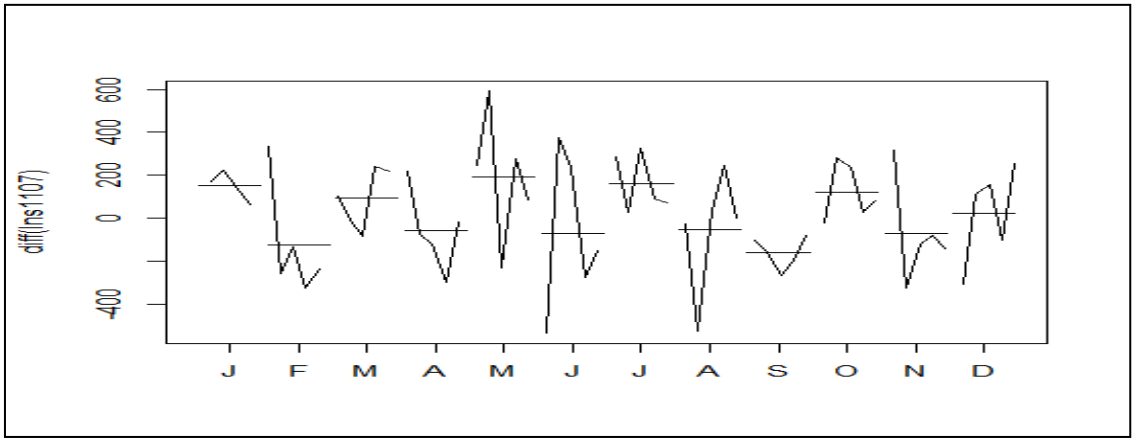
# Anexo 16

## Grafica monthplot de la serie original IC1107

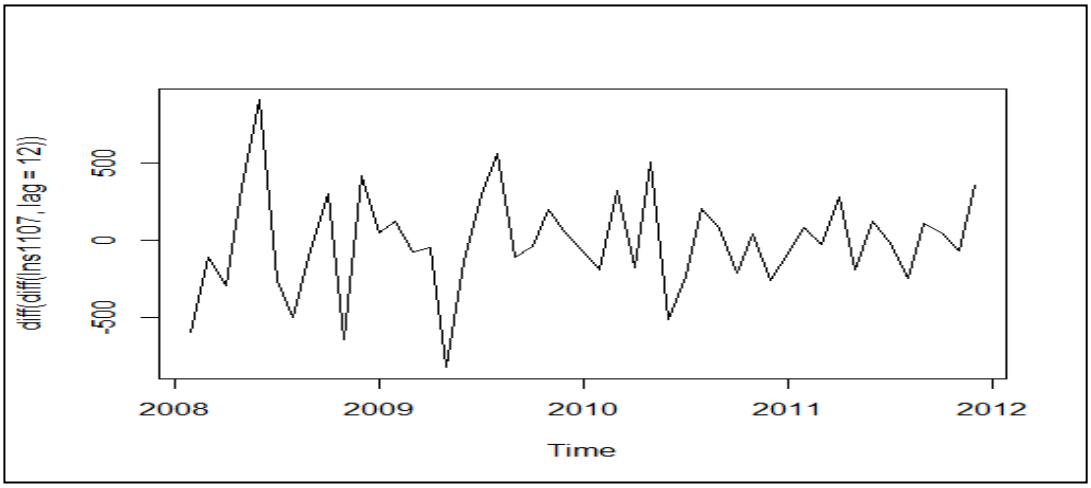


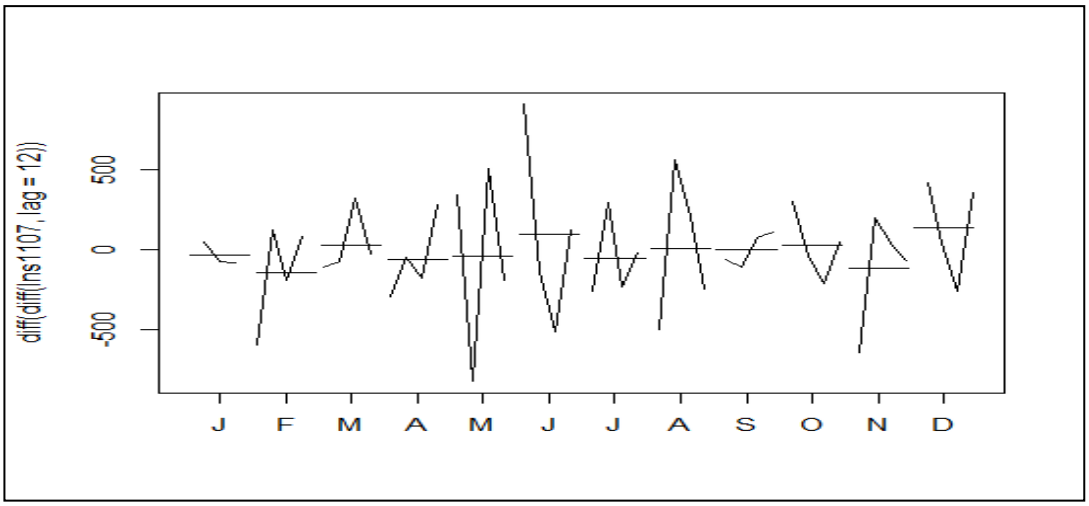

## Gráficas de primera diferenciación aplicada a la serie IC 1107



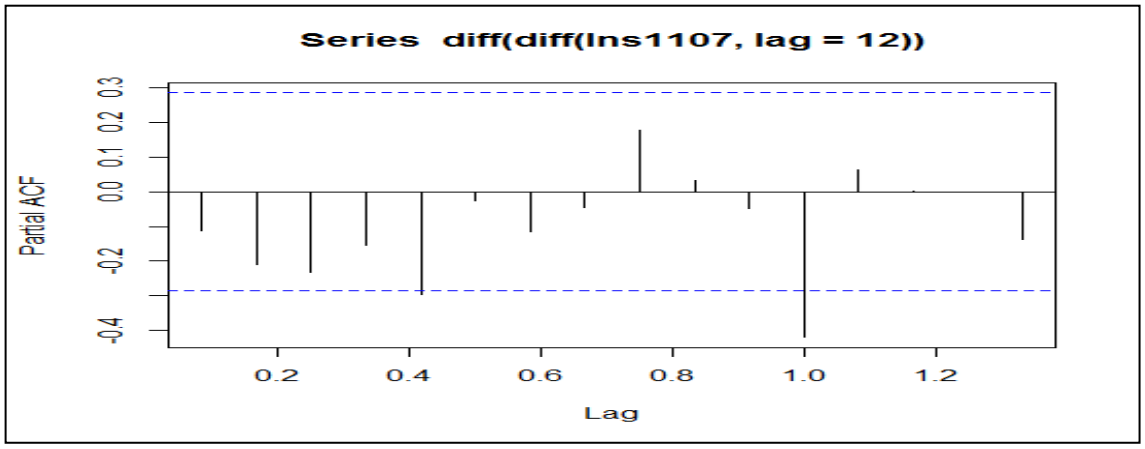
## Segunda diferenciación para la serie de tiempo IC 1107

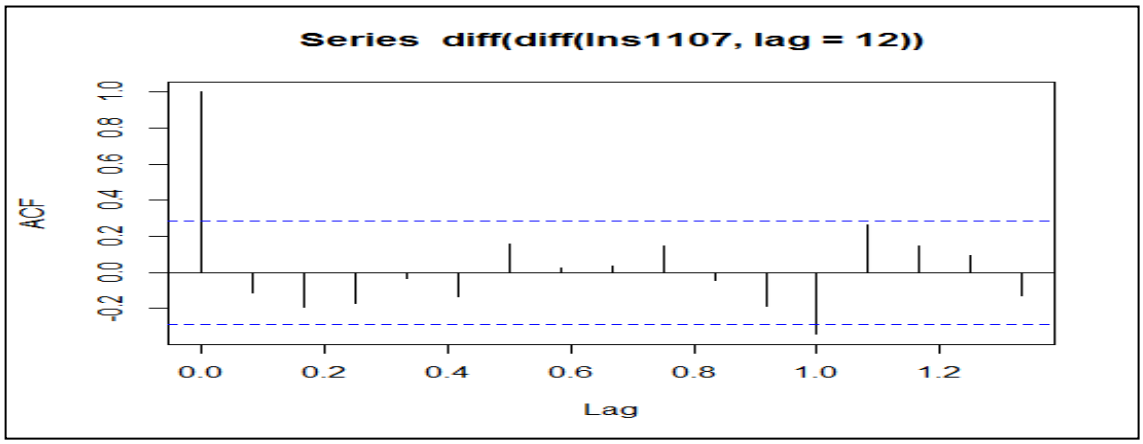


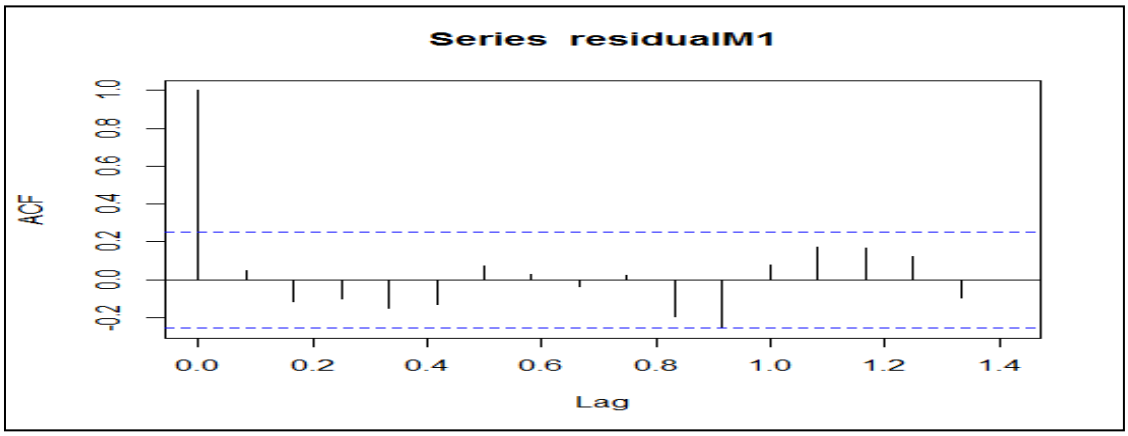
# Anexo 17

## Análisis ACF y PACF para la serie de tiempo IC 1107




## Análisis ACF de los residuales de la serie del modelo 4



# Anexo 18

## Sintaxis en R del modelo ARIMA - IC1107

```
ts.plot(Ins1107)
abline(v=2007:2011)
monthplot(Ins1107)
ts.plot(diff(Ins1107))
monthplot(diff(Ins1107))
ts.plot(diff(diff(Ins1107,lag=12)))
monthplot(diff(diff(Ins1107,lag=12)))
acf(diff(diff(Ins1107,lag=12)))
pacf(diff(diff(Ins1107,lag=12)))
modelo1=arima(Ins1107,c(1,1,1),c(0,1,1))
modelo2=arima(Ins1107,c(0,1,0),c(1,1,1))
modelo3=arima(Ins1107,c(1,1,0),c(1,1,0))
modelo4=auto.arima(Ins1107,stepwise=TRUE)
modelo1
modelo2
modelo3
modelo4
AIC(modelo1,modelo2,modelo3,modelo4)
residualM1=residuals(modelo1)
acf(residualM1)
```

# Anexo 19

## Sintaxis en R método multivariado Tratamiento de Corrosión en Reinyección

Creación de la data

```
corrosion=repsolmensual[,c("IC957","IC1107")]
 corro=window(corrosion,start=c(2007,1),end=c(2012,5))
 corro
TScorrosion=TSdata(output=corro)
TScorrosion
```

Modelo - Estimate a VAR TSmodel (estVARXls)

```
cormod1=estVARXls(TScorrosion,max.lag=1)
cormod1
cormod2=estVARXls(TScorrosion,max.lag=2)
cormod2
```

Modelo - Estimate a state space TSmodel using VAR estimation (estSSfromVARX)

```
cormod3=estSSfromVARX(TScorrosion)
cormod3
```

Modelo - Maximum Likelihood Estimation (estMaxLik)

```
cormod4=estMaxLik(cormod1)
cormod4
cormod5=estMaxLik(cormod2)
cormod5
```

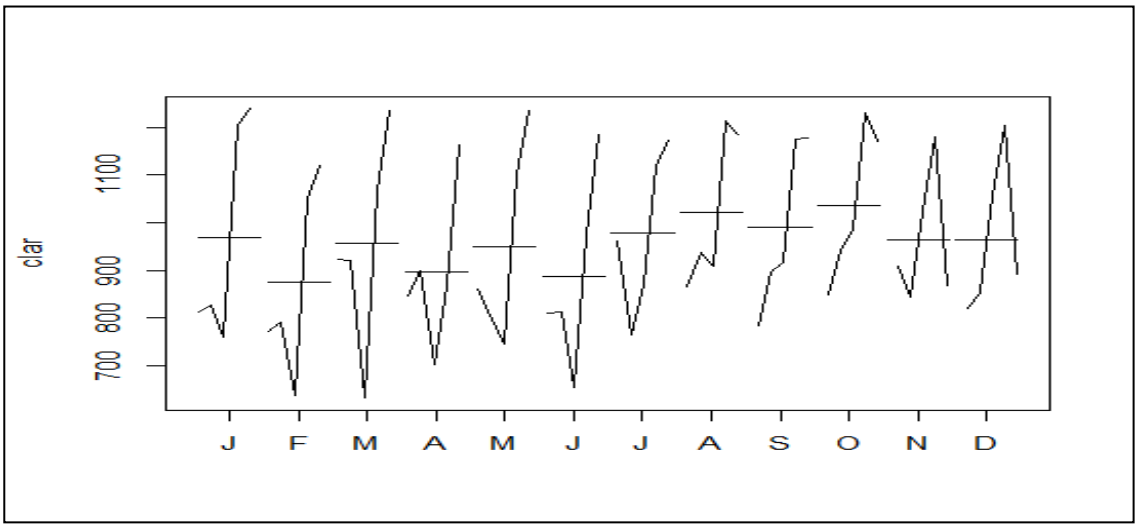
# Anexo 20

## Sintaxis en R modelo HoltWinters – CLARIFICADOR

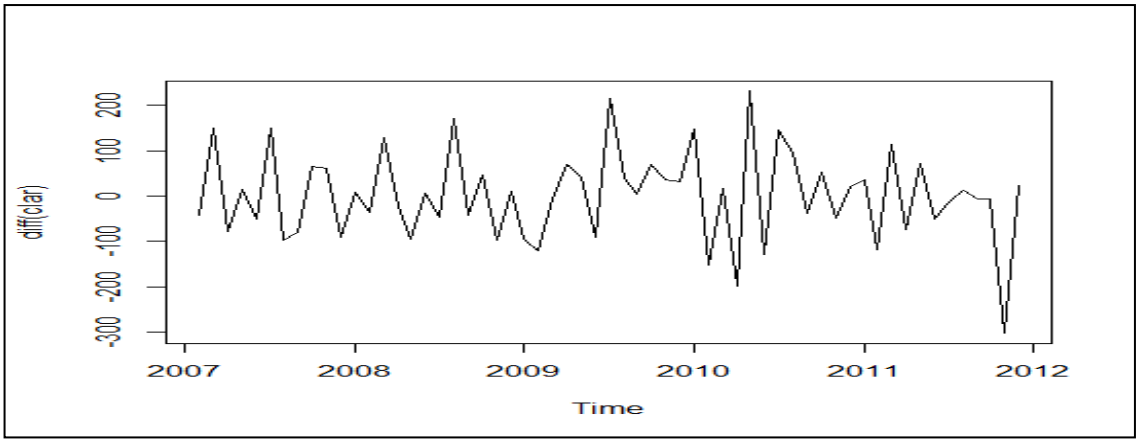
```
clarif=(repsolmensual[,"CLARIF"])
clar=window(clarif,start=c(2007,1),end=c(2011,12))
clar
holt1<-HoltWinters(clar, seasonal="mult")
holt1
pronholt<-predict(holt1,1)
pronholt
```

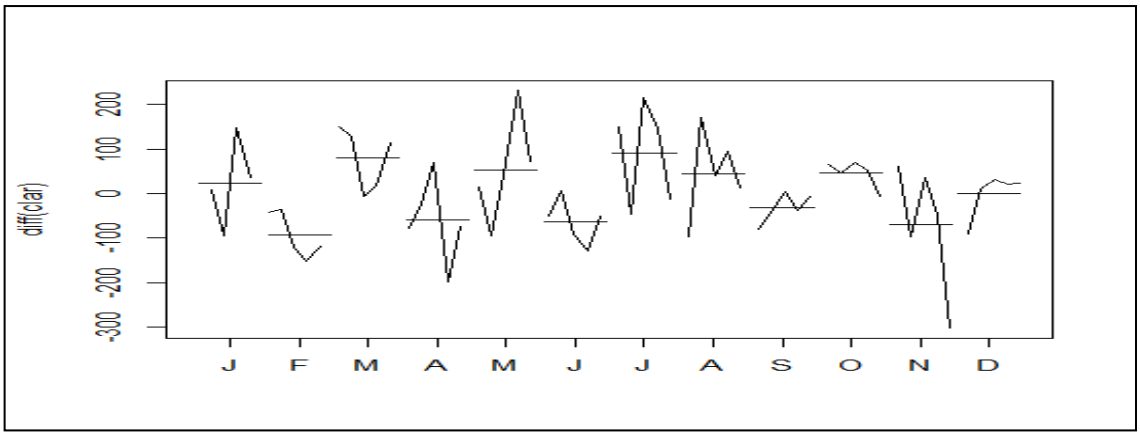
# Anexo 21

## Grafica monthplot de la serie original Clarificador

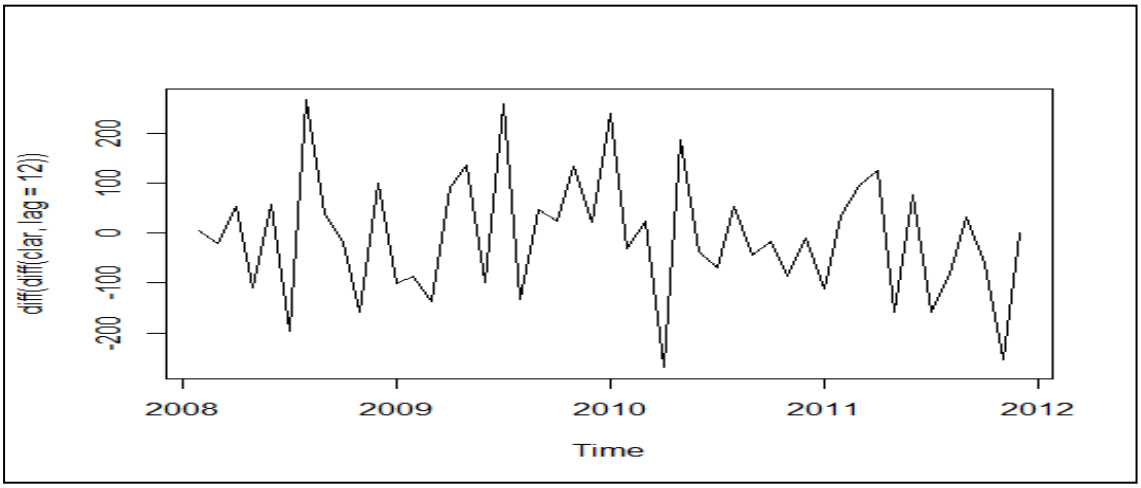


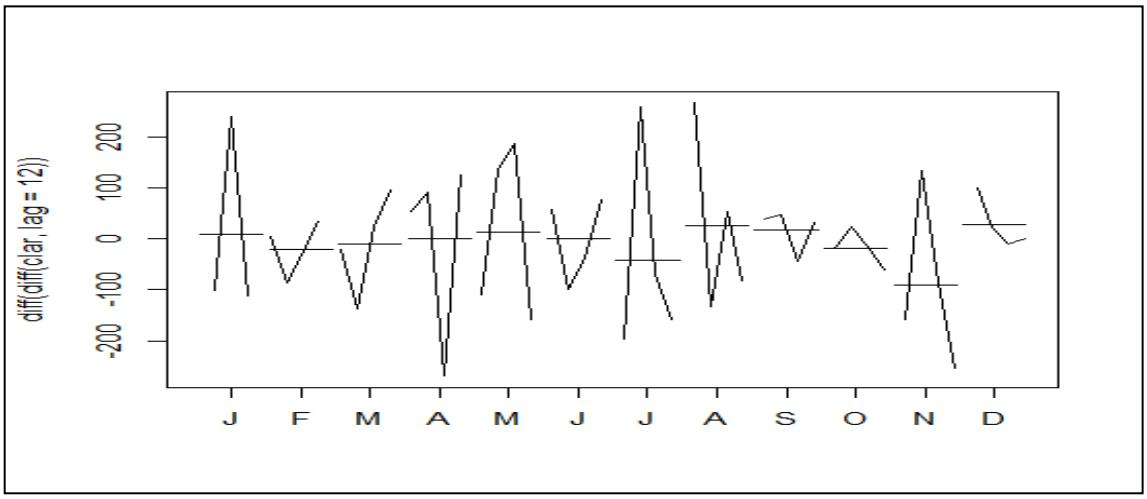

## Gráficas de primera diferenciación aplicada a la serie Clarificador



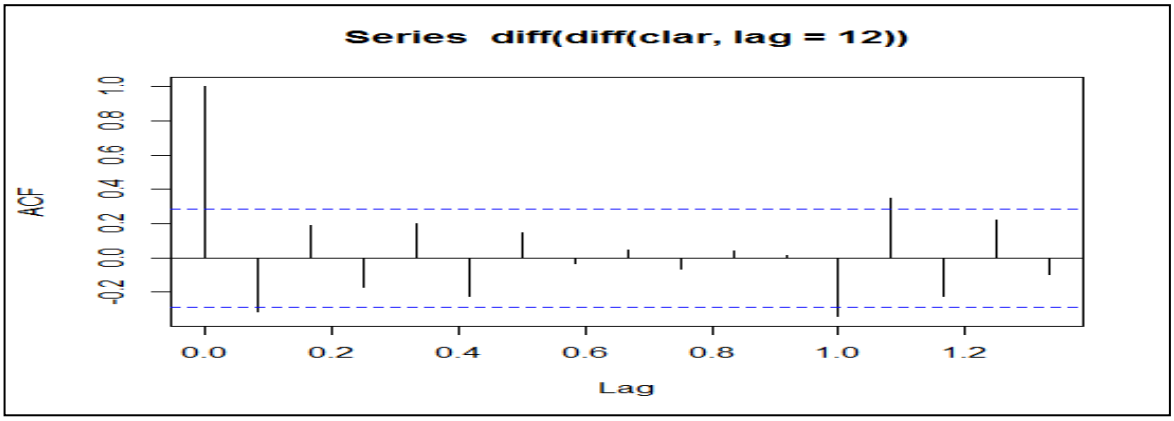
**Segunda diferenciación para la serie de tiempo Clarificador**

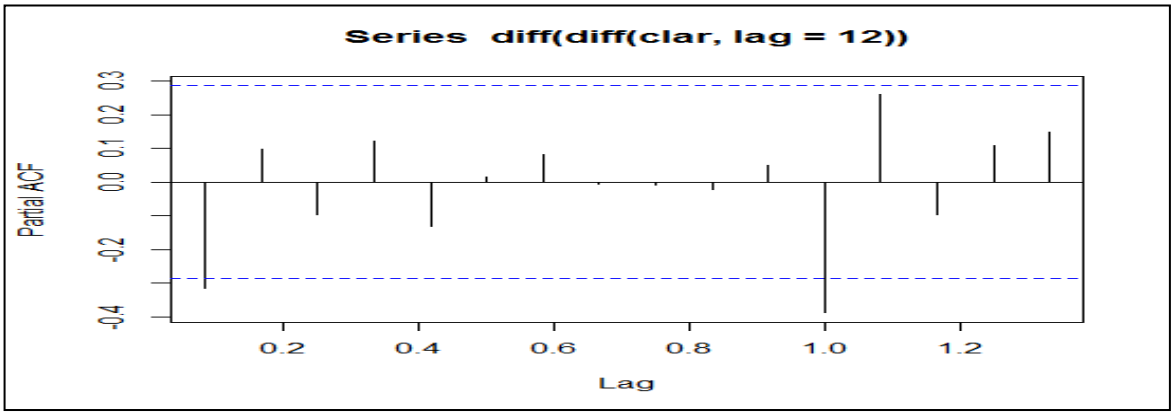


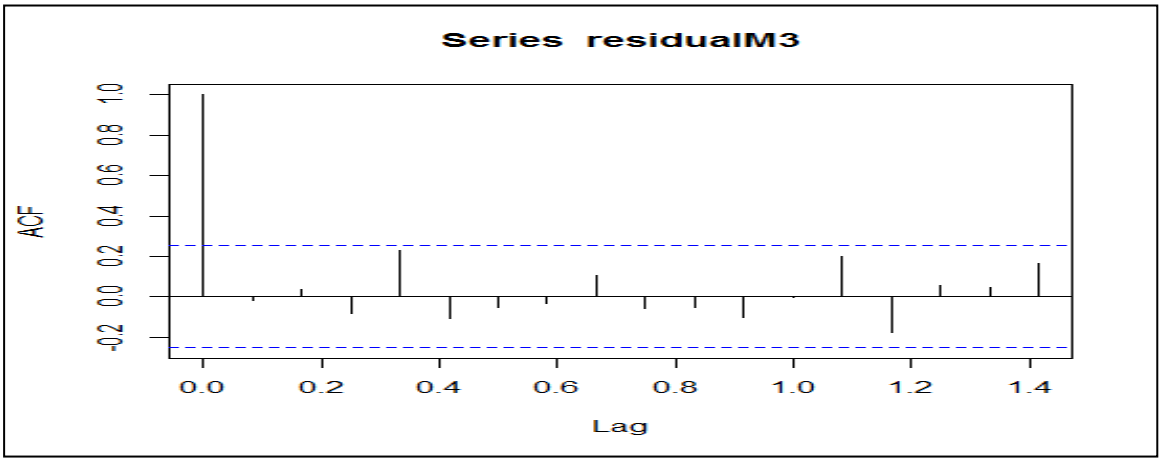
# Anexo 22

## Análisis ACF y PACF para la serie de tiempo Clarificador




## Análisis ACF de los residuales de la serie del modelo 4



# Anexo 23

## Sintaxis en R del modelo ARIMA - Clarificador

```
ts.plot(clar)
monthplot(clar)
ts.plot(diff(clar))
monthplot(diff(clar))
acf(diff(clar,lag=12))
pacf(diff(clar,lag=12))
ts.plot(diff(diff(clar,lag=12)))
monthplot(diff(diff(clar,lag=12)))
acf(diff(diff(clar,lag=12)))
pacf(diff(diff(clar,lag=12)))
modelo1=arima(clar,c(0,1,1),c(1,1,1))
modelo2=arima(clar,c(1,1,1),c(1,1,1))
modelo3=arima(clar,c(0,1,1),c(0,1,1))
modelo4=auto.arima(clar,1,1,stepwise=FALSE)
modelo1
modelo2
modelo3
modelo4
AIC(modelo1,modelo2,modelo3,modelo4)
residualM3=residuals(modelo3)
acf(residualM3)
```

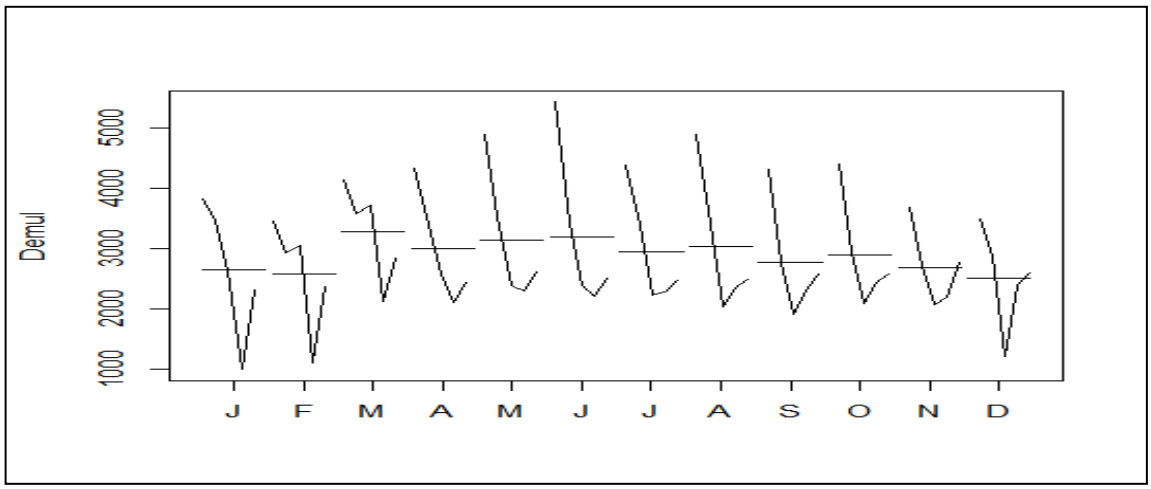
# Anexo 24

## Sintaxis en R modelo HoltWinters – DEMULSIFICANTE

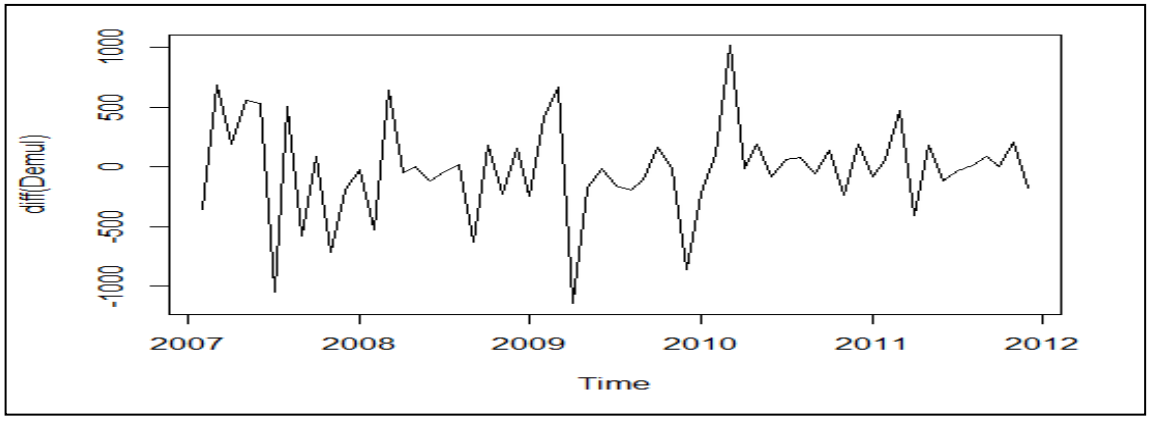
```
Demulsificante=(repsolmensual[,"DEMUL"])
Demul=window(Demulsificante,start=c(2007,1),end=c(2011,1
2))
Demul
holt1<-HoltWinters(Demul)
holt1
pronholt<-predict(holt1,1)
pronholt
```

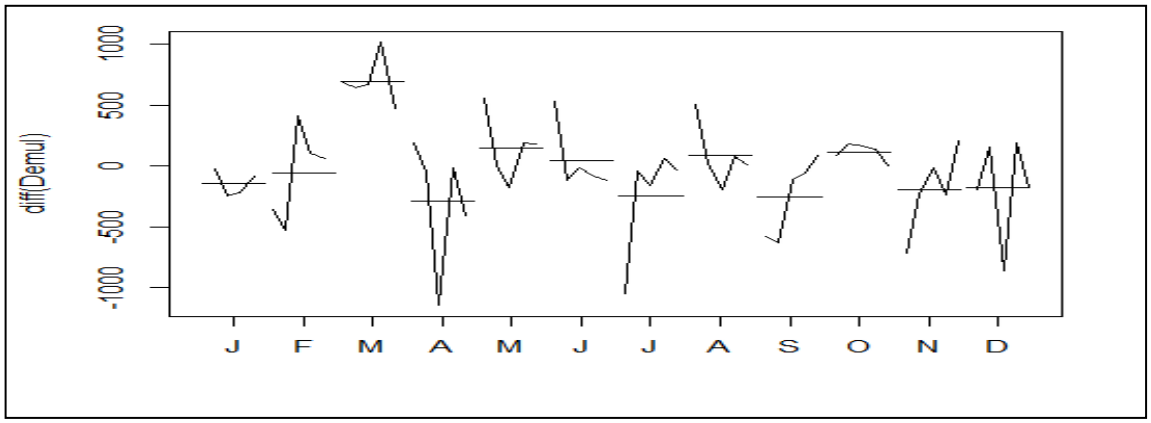
# Anexo 25

## Grafica monthplot de la serie original Demulsificante

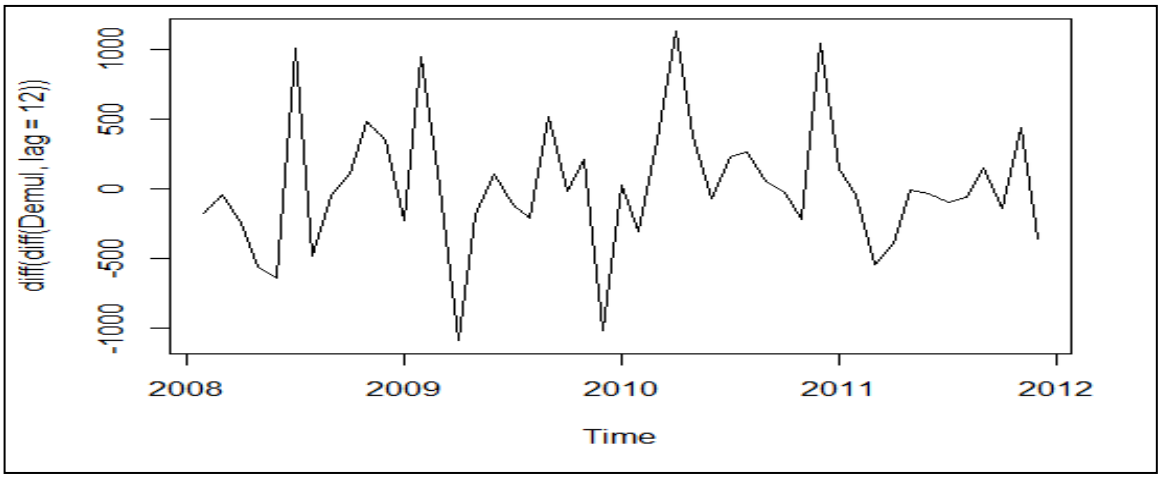


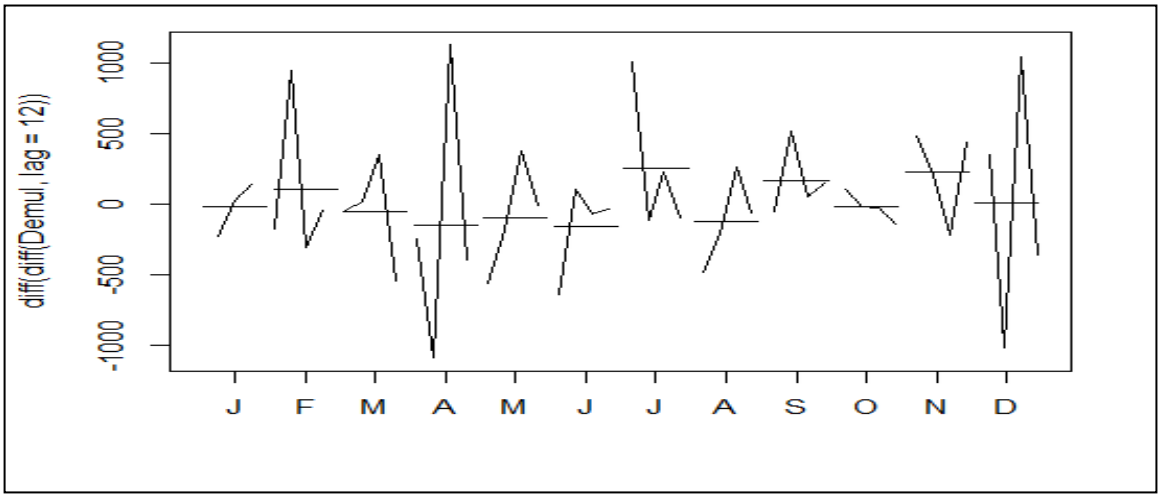

## Gráficas de primera diferenciación aplicada a la serie Demulsificante



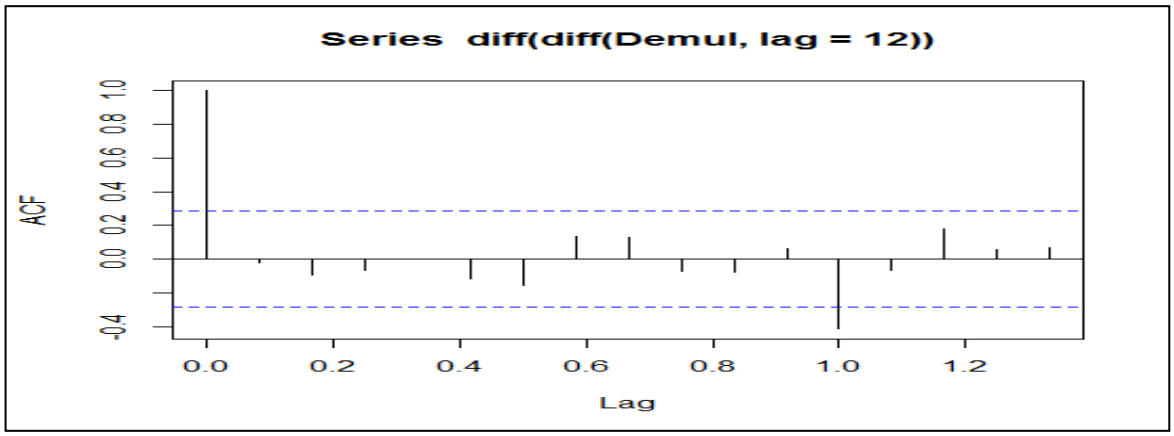
## Segunda diferenciación para la serie de tiempo Demulsificante

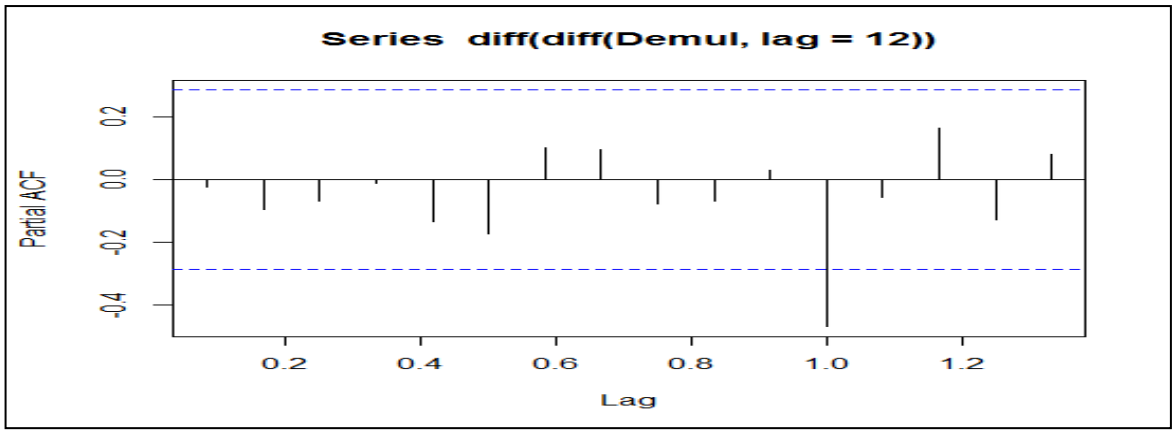


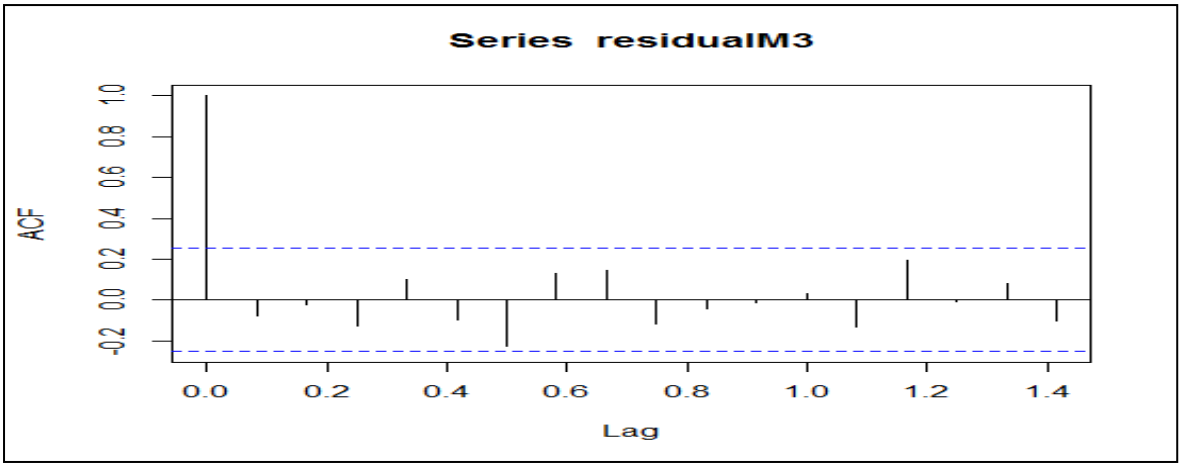
# Anexo 26

## Análisis ACF y PACF para la serie de tiempo Demulsificante




## Análisis ACF de los residuales de la serie del modelo 4



# Anexo 27

## Sintaxis en RS del modelo ARIMA Demulsificante

```
ts.plot(Demul)
monthplot(Demul)
ts.plot(diff(Demul))
monthplot(diff(Demul))
ts.plot(diff(diff(Demul,lag=12)))
monthplot(diff(diff(Demul,lag=12)))
acf(diff(diff(Demul,lag=12)))
pacf(diff(diff(Demul,lag=12)))
modelo1=arima(Demul,c(0,1,0),c(1,1,1))
modelo2=arima(Demul,c(0,1,1),c(1,1,1))
modelo3=arima(Demul,c(0,1,0),c(0,1,1))
modelo4=auto.arima(Demul,1,1,stepwise=FALSE)
modelo1
modelo2
modelo3
modelo4
AIC(modelo1,modelo2,modelo3,modelo4)
residualM3=residuals(modelo3)
acf(residualM3)
```

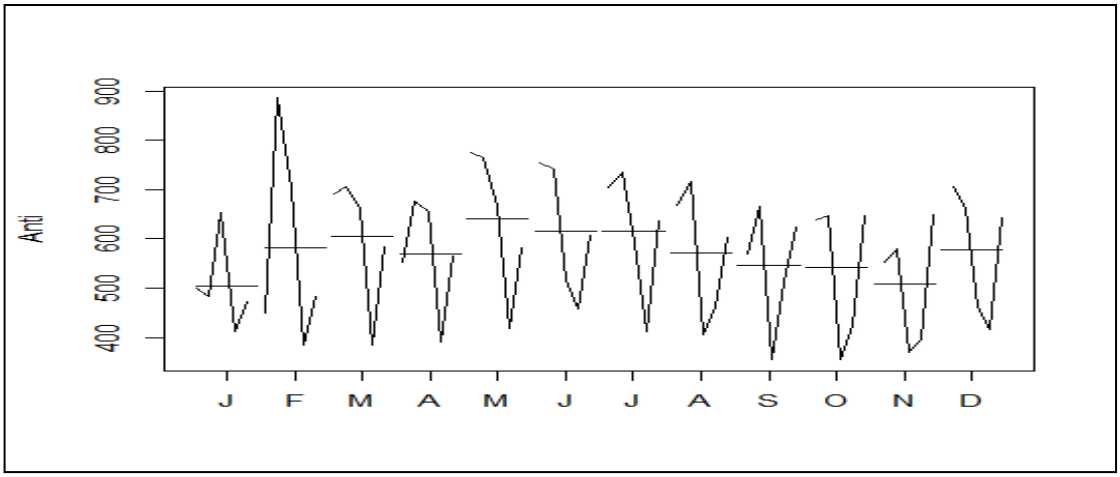
# Anexo 28

## Sintaxis en R Modelo HoltWinters – ANTIESPUMANTE

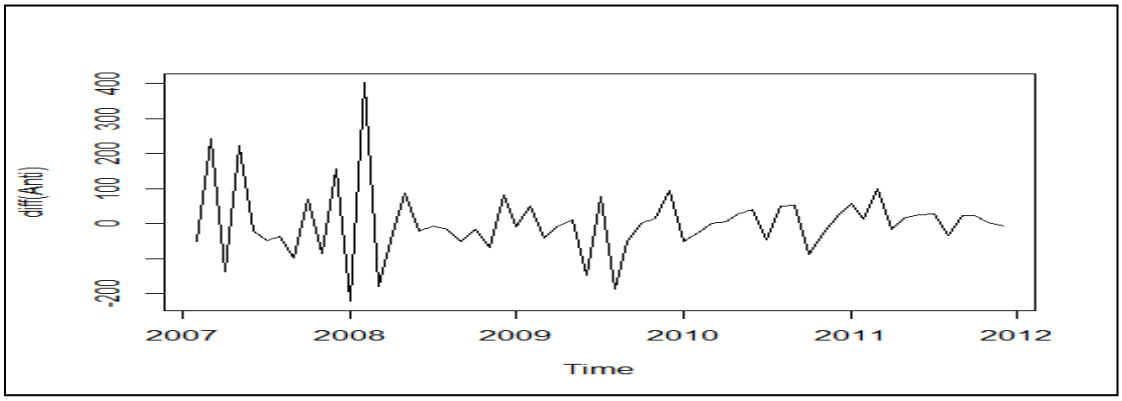
```
ANTIESPUMANTE=(repsolmensual[,"ANTIESPUMANTE"])
Anti=window(ANTIESPUMANTE,start=c(2007,1),end=c(2011,12))
Anti
holt1<-HoltWinters(Anti)
holt1
pronholt<-predict(holt1,1)
pronholt
```

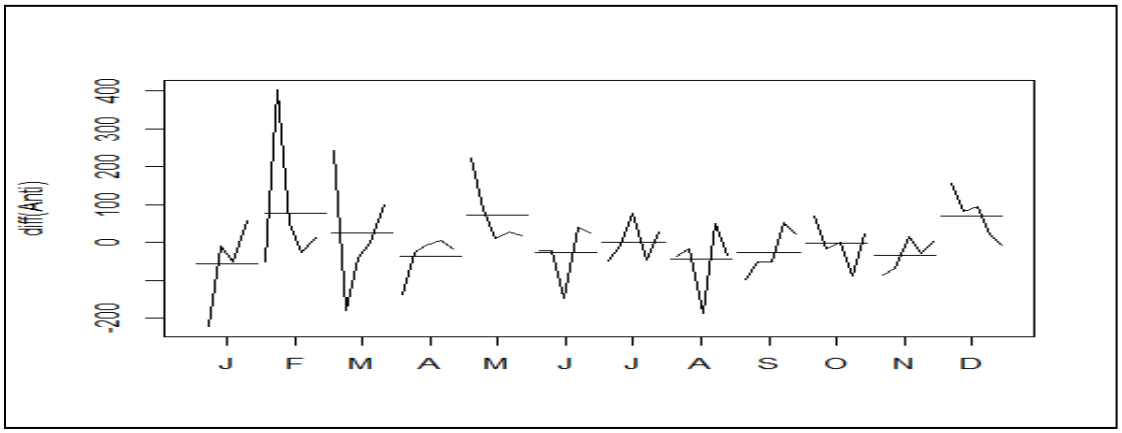
# Anexo 29

## Grafica monthplot de la serie original Antiespumante

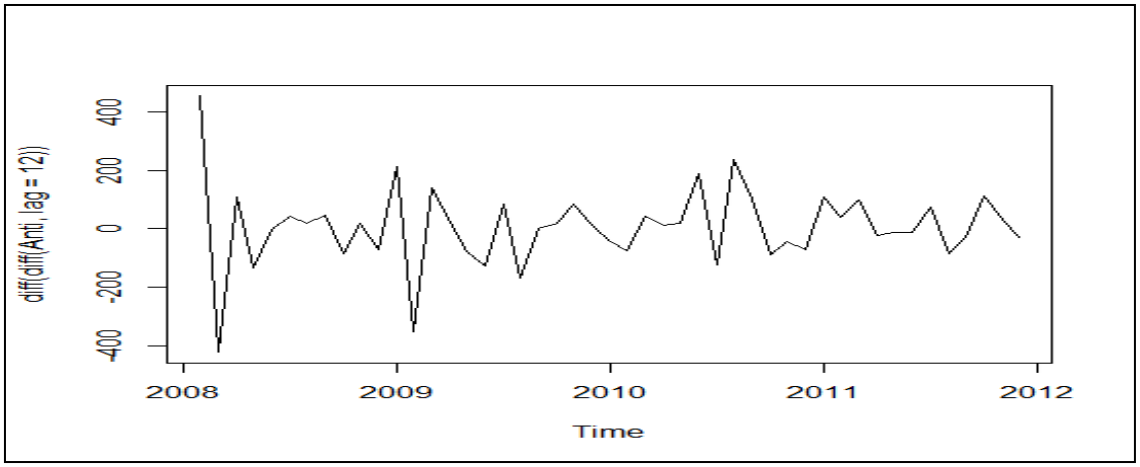


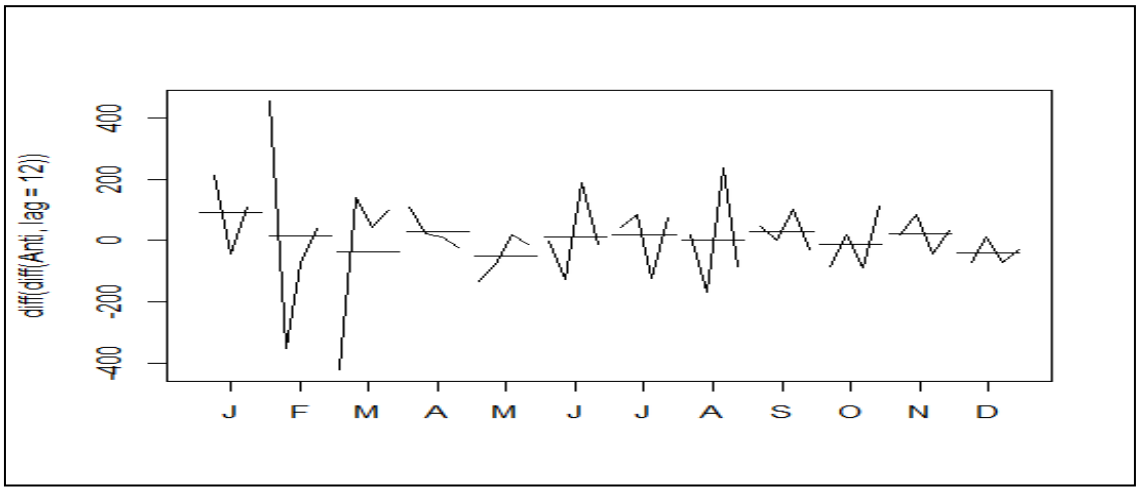

## Gráficas de primera diferenciación aplicada a la serie Antiespumante



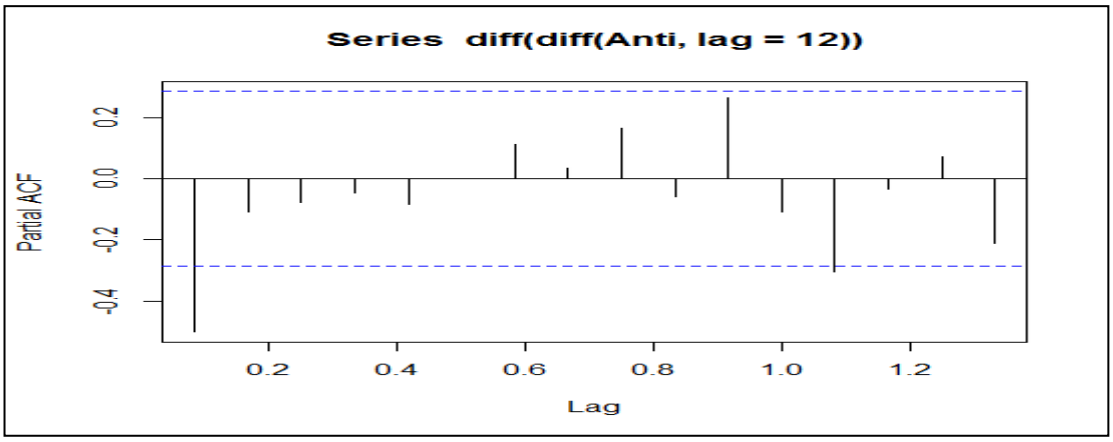
## Segunda diferenciación para la serie de tiempo Antiespumante

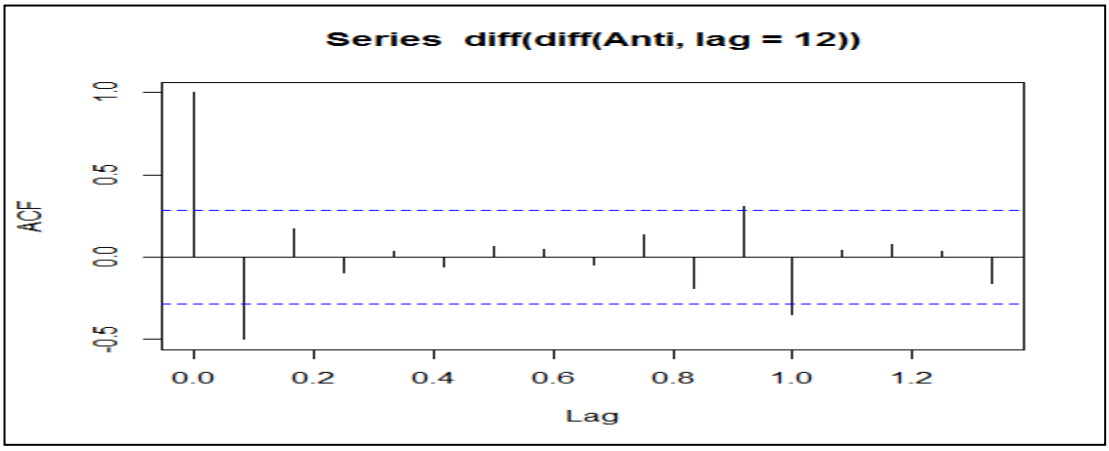


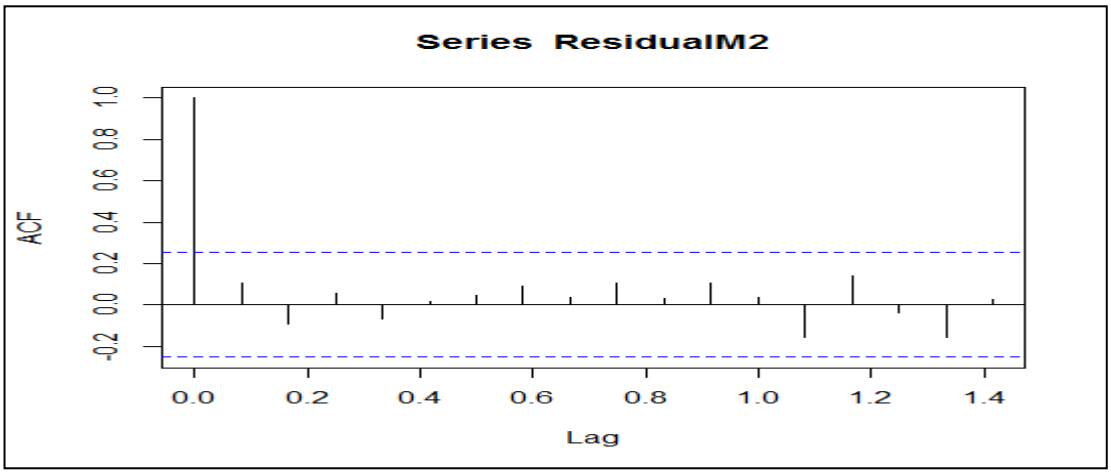
# Anexo 30

## Análisis ACF y PACF para la serie de tiempo Antiespumante




## Análisis ACF de los residuales de la serie del modelo 2



# Anexo 31

## Sintaxis en R del modelo ARIMA - Antiespumante

```
ts.plot(Anti)
monthplot(Anti)
ts.plot(diff(Anti))
monthplot(diff(Anti))
ts.plot(diff(diff(Anti,lag=12)))
monthplot(diff(diff(Anti,lag=12)))
acf(diff(diff(Anti,lag=12)))
pacf(diff(diff(Anti,lag=12)))
modelo1=arima(Anti,c(1,1,1),c(0,1,0))
modelo2=arima(Anti,c(1,1,1),c(0,1,1))
modelo3=arima(Anti,c(1,1,0),c(1,1,0))
modelo4=auto.arima(Anti,1,1,stepwise=FALSE)
modelo1
modelo2
modelo3
modelo4
AIC(modelo1,modelo2,modelo3,modelo4)
ResidualM2=residuals(modelo2)
acf(ResidualM2)
```

# Anexo 32

## Sintaxis en R método multivariado Deshidratación

Creación de la data

```
deshidratacion=repsolmensual[,c("CLARIF","DEMUL","ANTIESPUMAN
TE")]

desh=window(deshidratacion,start=c(2007,1),end=c(2012,5))
     desh
    TSdeshidratacion=TSdata(output=desh)
    TSdeshidratacion
```

Modelo - Estimate a VAR TSmodel (estVARXls)

```
desmod1=estVARXls(TSdeshidratacion,max.lag=1)
desmod1
desmod2=estVARXls(TSdeshidratacion,max.lag=2)
desmod2
```

Modelo - Estimate a state space TSmodel using VAR estimation (estSSfromVARX)

```
desmod3=estSSfromVARX(TSdeshidratacion)
desmod3
```

Modelo - Maximum Likelihood Estimation (estMaxLik)

```
desmod4=estMaxLik(desmod1)
desmod4
desmod5=estMaxLik(desmod2)
desmod5
```

# Anexo 33

Resultados obtenidos para el consumo de antiescala con los distintos modelos de análisis:

| MES | PRODUCTO/METODO | ANTIESCALA | % | \|Y - Ŷi\| | \|Y - Ŷi\| / Ŷ |
|---|---|---|---|---|---|
| ene-12 | real | 8.425 | | | |
| | forecast | 7.260 | 13,83% | 1165,00 | 13,83% |
| | metodo univariado | 7.699 | 8,62% | 726,40 | 8,62% |
| | HoltWinters | 7.963 | 5,48% | 461,76 | 5,48% |
| feb-12 | real | 7.934 | | | |
| | forecast | 7.260 | 8,50% | 674,00 | 8,50% |
| | metodo univariado | 8.061 | -1,60% | 127,04 | 1,60% |
| | HoltWinters | 8.004 | -0,88% | 70,08 | 0,88% |
| mar-12 | real | 8.933 | | | |
| | forecast | 7.260 | 18,73% | 1673,00 | 18,73% |
| | metodo univariado | 8.678 | 2,86% | 255,09 | 2,86% |
| | HoltWinters | 8.446 | 5,45% | 486,97 | 5,45% |
| abr-12 | real | 8.695 | | | |
| | forecast | 7.260 | 16,50% | 1435,00 | 16,50% |
| | metodo univariado | 8.260 | 5,01% | 435,39 | 5,01% |
| | HoltWinters | 8.439 | 2,94% | 255,71 | 2,94% |
| may-12 | real | 8.885 | | | |
| | forecast | 7.260 | 18,29% | 1625,00 | 18,29% |
| | metodo univariado | 9.211 | -3,67% | 325,81 | 3,67% |
| | HoltWinters | 9.542 | -7,39% | 656,94 | 7,39% |
| jun-12 | real | 8.824 | | | |
| | forecast | 7.920 | 10,24% | 904,00 | 10,24% |
| | metodo univariado | 8.792 | 0,36% | 32,00 | 0,36% |
| | HoltWinters | 9.222 | -4,52% | 398,41 | 4,52% |
| jul-12 | real | 9.421 | | | |
| | forecast | 7.920 | 15,93% | 1501,00 | 15,93% |
| | metodo univariado | 8.979 | 4,69% | 441,79 | 4,69% |
| | HoltWinters | 9.050 | 3,93% | 370,62 | 3,93% |
| ago-12 | real | 9.696 | | | |
| | forecast | 7.920 | 18,32% | 1776,00 | 18,32% |
| | metodo univariado | 9.472 | 2,31% | 224,39 | 2,31% |
| | HoltWinters | 9.389 | 3,16% | 306,57 | 3,16% |
| sep-12 | real | 9.351 | | | |
| | forecast | 7.920 | 15,30% | 1431,00 | 15,30% |
| | metodo univariado | 9.297 | 0,58% | 53,79 | 0,58% |
| | HoltWinters | 9.262 | 0,95% | 88,78 | 0,95% |
| oct-12 | real | 9.849 | | | |
| | forecast | 7.920 | 19,59% | 1929,00 | 19,59% |
| | metodo univariado | 9.803 | 0,46% | 45,58 | 0,46% |
| | HoltWinters | 9.744 | 1,06% | 104,87 | 1,06% |
| nov-12 | real | 9.470 | | | |
| | forecast | 7.920 | 16,37% | 1550,00 | 16,37% |
| | metodo univariado | 9.782 | -3,30% | 312,08 | 3,30% |
| | HoltWinters | 9.512 | -0,44% | 41,88 | 0,44% |
| dic-12 | real | 9.647 | | | |
| | forecast | 7.920 | 17,90% | 1727,00 | 17,90% |
| | metodo univariado | 9.402 | 2,54% | 244,85 | 2,54% |
| | HoltWinters | 9.427 | 2,28% | 220,43 | 2,28% |

| METODO | MAD | MAPE |
|---|---|---|
| FORECAST | 1449,17 | 15,79% |
| UNIVARIADO | 268,68 | 3,00% |
| HOLTWINTER | 288,58 | 3,21% |

| | |
|---|---|
| **DEMANDA PROMEDIO** | **8952,9714** |

# Anexo 34

Resultados obtenidos para el consumo de biocida con los distintos modelos de análisis:

| MES | PRODUCTO/METODO | BIOCIDA | % | \|Y - Ŷ\| | \|Y - Ŷ\| / Ŷ |
|---|---|---|---|---|---|
| ene-12 | real | 3525 | | | |
| | forecast | 2970 | 18% | 555,00 | 15,74% |
| | metodo univariado | 3.635 | 0% | 109,61 | 3,11% |
| | HoltWinters | 3746 | -3% | 220,66 | 6,26% |
| feb-12 | real | 3599 | | | |
| | forecast | 2970 | 16% | 629,00 | 17,48% |
| | metodo univariado | 3.539 | 0% | 60,45 | 1,68% |
| | HoltWinters | 3513 | 1% | 86,04 | 2,39% |
| mar-12 | real | 3935 | | | |
| | forecast | 2970 | 26% | 965,00 | 24,52% |
| | metodo univariado | 4.036 | 0% | 101,19 | 2,57% |
| | HoltWinters | 3856 | 4% | 79,30 | 2,02% |
| abr-12 | real | 3570 | | | |
| | forecast | 2970 | 27% | 600,00 | 16,81% |
| | metodo univariado | 4.063 | 0% | 493,21 | 13,82% |
| | HoltWinters | 3834 | 6% | 263,76 | 7,39% |
| may-12 | real | 3228 | | | |
| | forecast | 2970 | 17% | 258,00 | 7,99% |
| | metodo univariado | 3600 | 0% | 371,70 | 11,51% |
| | HoltWinters | 3549 | 1% | 320,68 | 9,93% |
| jun-12 | real | 3230 | | | |
| | forecast | 2970 | 14% | 260,00 | 8,05% |
| | metodo univariado | 3468 | 0% | 237,70 | 7,36% |
| | HoltWinters | 3618 | -4% | 387,98 | 12,01% |
| jul-12 | real | 3078 | | | |
| | forecast | 3300 | -7% | 222,00 | 7,21% |
| | metodo univariado | 3.200 | -4% | 122,45 | 3,98% |
| | HoltWinters | 3291 | -7% | 212,53 | 6,90% |
| ago-12 | real | 3747 | | | |
| | forecast | 3300 | 12% | 447,00 | 11,93% |
| | metodo univariado | 3.280 | 12% | 467,08 | 12,47% |
| | HoltWinters | 3408 | 9% | 338,61 | 9,04% |
| sep-12 | real | 3194 | | | |
| | forecast | 3300 | -3% | 106,00 | 3,32% |
| | metodo univariado | 3483 | -9% | 289,23 | 9,06% |
| | HoltWinters | 3382 | -6% | 187,58 | 5,87% |
| oct-12 | real | 3585 | | | |
| | forecast | 3300 | 8% | 285,00 | 7,95% |
| | metodo univariado | 3896 | -9% | 311,33 | 8,68% |
| | HoltWinters | 3896 | -9% | 311,33 | 8,68% |
| nov-12 | real | 3669 | | | |
| | forecast | 3300 | 10% | 369,00 | 10,06% |
| | metodo univariado | 3028 | 17% | 641,19 | 17,48% |
| | HoltWinters | 2950 | 20% | 719,29 | 19,60% |
| dic-12 | real | 2817 | | | |
| | forecast | 3300 | -17% | 483,00 | 17,15% |
| | metodo univariado | 3888 | -38% | 1071,05 | 38,02% |
| | HoltWinters | 3751 | -33% | 934,40 | 33,17% |

| METODO | MAD | MAPE |
|---|---|---|
| FORECAST | 431,58 | 12,35% |
| UNIVARIADO | 356,35 | 10,81% |
| HOLTWINTER | 338,51 | 10,27% |

| | |
|---|---|
| **DEMANDA PROMEDIO** | **3566,0548** |

# Anexo 35

Resultados obtenidos para el consumo de anticorrosivo 957 con los distintos modelos de análisis:

| MES | PRODUCTO/METODO | IC 957 | % | \|Y - Ŷ\| | \|Y - Ŷ\| / Ŷ |
|---|---|---|---|---|---|
| ene-12 | real | 25926 | | | |
| | forecast | 22572 | 13% | 3354,00 | 12,94% |
| | método multivariado | 24320 | 6% | 1605,60 | 6,19% |
| | método univariado | 26728 | -3% | 802,16 | 3,09% |
| | HoltWinters | 25801 | 0% | 124,51 | 0,48% |
| feb-12 | real | 22677 | | | |
| | forecast | 22572 | 0% | 105,00 | 0,46% |
| | método multivariado | 25823 | -14% | 3146,21 | 13,87% |
| | método univariado | 24498 | -8% | 1821,22 | 8,03% |
| | HoltWinters | 24281 | -7% | 1604,05 | 7,07% |
| mar-12 | real | 25618 | | | |
| | forecast | 22572 | 12% | 3046,00 | 11,89% |
| | método multivariado | 23296 | 9% | 2321,70 | 9,06% |
| | método univariado | 24700 | 4% | 917,76 | 3,58% |
| | HoltWinters | 24373 | 5% | 1244,67 | 4,86% |
| abr-12 | real | 24248 | | | |
| | forecast | 22572 | 7% | 1676,00 | 6,91% |
| | método multivariado | 24641 | -2% | 393,12 | 1,62% |
| | método univariado | 22975 | 5% | 1272,73 | 5,25% |
| | HoltWinters | 24010 | 1% | 237,82 | 0,98% |
| may-12 | real | 25876 | | | |
| | forecast | 22572 | 13% | 3304,00 | 12,77% |
| | método multivariado | 24794 | 4% | 1081,95 | 4,18% |
| | método univariado | 24695 | 5% | 1180,69 | 4,56% |
| | HoltWinters | 24923 | 4% | 952,75 | 3,68% |
| jun-12 | real | 27137 | | | |
| | forecast | 22869 | 16% | 4268,00 | 15,73% |
| | método multivariado | 25486 | 6% | 1651,27 | 6,08% |
| | método univariado | 24762 | 9% | 2375,17 | 8,75% |
| | HoltWinters | 24853 | 8% | 2283,99 | 8,42% |
| jul-12 | real | 28931 | | | |
| | forecast | 22869 | 20,95% | 6062,00 | 20,95% |
| | método multivariado | 27014 | 6,63% | 1916,80 | 6,63% |
| | método univariado | 29934 | -3,47% | 1003,42 | 3,47% |
| | HoltWinters | 28850 | 0,28% | 80,67 | 0,28% |
| ago-12 | real | 28774 | | | |
| | forecast | 23760 | 17,43% | 5014,00 | 17,43% |
| | método multivariado | 28559 | 0,75% | 215,40 | 0,75% |
| | método univariado | 31329 | -8,88% | 2555,40 | 8,88% |
| | HoltWinters | 30139 | -4,74% | 1365,09 | 4,74% |
| sep-12 | real | 26709 | | | |
| | forecast | 23760 | 11,04% | 2949,00 | 11,04% |
| | método multivariado | 28868 | -8,09% | 2159,48 | 8,09% |
| | método univariado | 27376 | -2,50% | 667,34 | 2,50% |
| | HoltWinters | 27717 | -3,77% | 1008,18 | 3,77% |
| oct-12 | real | 28322 | | | |
| | forecast | 23760 | 16,11% | 4562,00 | 16,11% |
| | método multivariado | 27014 | 4,62% | 1308,14 | 4,62% |
| | método univariado | 27517 | 2,84% | 804,80 | 2,84% |
| | HoltWinters | 27277 | 3,69% | 1044,81 | 3,69% |
| nov-12 | real | 25937 | | | |
| | forecast | 23760 | 8,39% | 2177,00 | 8,39% |
| | método multivariado | 27907 | -7,60% | 1970,12 | 7,60% |
| | método univariado | 27801 | -7,19% | 1864,03 | 7,19% |
| | HoltWinters | 27697 | -6,79% | 1760,23 | 6,79% |
| dic-12 | real | 27441 | | | |
| | forecast | 23760 | 13,41% | 3681,00 | 13,41% |
| | método multivariado | 26477 | 3,51% | 963,54 | 3,51% |
| | método univariado | 26549 | 3,25% | 892,31 | 3,25% |
| | HoltWinters | 27782 | -1,24% | 340,96 | 1,24% |

| METODO | MAD | MAPE |
|---|---|---|
| FORECAST | 3349,83 | 12,34% |
| MULTIVARIADO | 1561,11 | 6,02% |
| UNIVARIADO | 1346,42 | 5,12% |
| HOLTWINTER | 1003,98 | 3,83% |

| | |
|---|---|
| **DEMANDA PROMEDIO** | **26475,441** |

# Anexo 36

Resultados obtenidos para el consumo de anticorrosivo 1107 con los distintos modelos de análisis:

| MES | PRODUCTO/METODO | IC 1107 | % | \|Y - Ŷ\| | \|Y - Ŷ\| / Y |
|---|---|---|---|---|---|
| ene-12 | real | 3028 | | | |
| | forecast | 2508 | 17% | 520,00 | 17,17% |
| | método multivariado | 3039 | 0% | 10,74 | 0,35% |
| | método univariado | 3080 | -2% | 52,20 | 1,72% |
| | HoltWinters | 3022 | 0% | 6,21 | 0,21% |
| feb-12 | real | 2685 | | | |
| | forecast | 2508 | 7% | 177,00 | 6,59% |
| | método multivariado | 3021 | -13% | 336,06 | 12,52% |
| | método univariado | 2895 | -8% | 210,43 | 7,84% |
| | HoltWinters | 2788 | -4% | 102,66 | 3,82% |
| mar-12 | real | 3275 | | | |
| | forecast | 2508 | 23% | 767,00 | 23,42% |
| | método multivariado | 2731 | 17% | 544,32 | 16,62% |
| | método univariado | 2870 | 12% | 405,37 | 12,38% |
| | HoltWinters | 2924 | 11% | 351,20 | 10,72% |
| abr-12 | real | 2920 | | | |
| | forecast | 2508 | 14% | 412,00 | 14,11% |
| | método multivariado | 3249 | -11% | 328,70 | 11,26% |
| | método univariado | 3056 | -5% | 135,81 | 4,65% |
| | HoltWinters | 2899 | 1% | 20,59 | 0,71% |
| may-12 | real | 2986 | | | |
| | forecast | 2508 | 16% | 478,00 | 16,01% |
| | método multivariado | 2957 | 1% | 29,01 | 0,97% |
| | método univariado | 3082 | -3% | 95,81 | 3,21% |
| | HoltWinters | 3004 | -1% | 17,57 | 0,59% |
| jun-12 | real | 2821 | | | |
| | forecast | 2541 | 10% | 280,00 | 9,93% |
| | método multivariado | 2948 | -4% | 126,80 | 4,49% |
| | método univariado | 2940 | -4% | 118,88 | 4,21% |
| | HoltWinters | 2895 | -3% | 74,03 | 2,62% |
| jul-12 | real | 2945 | | | |
| | forecast | 2541 | 13,72% | 404,00 | 13,72% |
| | método multivariado | 2775 | 5,79% | 170,44 | 5,79% |
| | método univariado | 3028 | -2,80% | 82,60 | 2,80% |
| | HoltWinters | 2999 | -1,84% | 54,33 | 1,84% |
| ago-12 | real | 2923 | | | |
| | forecast | 2640 | 9,68% | 283,00 | 9,68% |
| | método multivariado | 2908 | 0,51% | 14,85 | 0,51% |
| | método univariado | 3006 | -2,86% | 83,45 | 2,86% |
| | HoltWinters | 3059 | -4,67% | 136,45 | 4,67% |
| sep-12 | real | 2865 | | | |
| | forecast | 2640 | 7,85% | 225,00 | 7,85% |
| | método multivariado | 2943 | -2,72% | 78,05 | 2,72% |
| | método univariado | 2836 | 1,03% | 29,49 | 1,03% |
| | HoltWinters | 2919 | -1,88% | 53,98 | 1,88% |
| oct-12 | real | 3050 | | | |
| | forecast | 2640 | 13,44% | 410,00 | 13,44% |
| | método multivariado | 2937 | 3,70% | 112,76 | 3,70% |
| | método univariado | 2987 | 2,07% | 63,18 | 2,07% |
| | HoltWinters | 3000 | 1,65% | 50,42 | 1,65% |
| nov-12 | real | 2901 | | | |
| | forecast | 2640 | 9,00% | 261,00 | 9,00% |
| | método multivariado | 3023 | -4,20% | 121,82 | 4,20% |
| | método univariado | 2928 | -0,93% | 27,01 | 0,93% |
| | HoltWinters | 2899 | 0,06% | 1,72 | 0,06% |
| dic-12 | real | 3002 | | | |
| | forecast | 2640 | 12,06% | 362,00 | 12,06% |
| | método multivariado | 2985 | 0,56% | 16,76 | 0,56% |
| | método univariado | 2959 | 1,42% | 42,69 | 1,42% |
| | HoltWinters | 3054 | -1,74% | 52,33 | 1,74% |

| METODO | MAD | MAPE |
|---|---|---|
| FORECAST | 381,58 | 12,75% |
| MULTIVARIADO | 157,53 | 5,31% |
| UNIVARIADO | 112,24 | 3,76% |
| HOLTWINTER | 76,79 | 2,54% |

| | |
|---|---|
| **DEMANDA PROMEDIO** | **2955,1845** |

# Anexo 37

Resultados obtenidos para el consumo de clarificador con los distintos modelos de análisis:

| MES | PRODUCTO/METODO | CLARIFICADOR | % | \|Y - Ŷ\| | \|Y - Ŷ\|/Ŷ |
|---|---|---|---|---|---|
| ene-12 | real | 891 | | | |
| | forecast | 1320 | -48% | 429,00 | 48,15% |
| | método multivariado | 873 | 2% | 18,38 | 2,06% |
| | método univariado | 926 | -4% | 35,13 | 3,94% |
| | HoltWinters | 921 | -3% | 30,18 | 3,39% |
| feb-12 | real | 919 | | | |
| | forecast | 1320 | -44% | 401,00 | 43,63% |
| | método multivariado | 878 | 4% | 41,16 | 4,48% |
| | método univariado | 798 | 13% | 120,58 | 13,12% |
| | HoltWinters | 800 | 13% | 119,04 | 12,95% |
| mar-12 | real | 974 | | | |
| | forecast | 1320 | -36% | 346,00 | 35,52% |
| | método multivariado | 893 | 8% | 81,06 | 8,32% |
| | método univariado | 976 | 0% | 1,83 | 0,19% |
| | HoltWinters | 957 | 2% | 16,75 | 1,72% |
| abr-12 | real | 960 | | | |
| | forecast | 1320 | -38% | 360,00 | 37,50% |
| | método multivariado | 941 | 2% | 18,53 | 1,93% |
| | método univariado | 914 | 5% | 45,62 | 4,75% |
| | HoltWinters | 943 | 2% | 17,29 | 1,80% |
| may-12 | real | 904 | | | |
| | forecast | 1320 | -46% | 416,00 | 46,02% |
| | método multivariado | 949 | -5% | 44,89 | 4,97% |
| | método univariado | 1004 | -11% | 100,00 | 11,06% |
| | HoltWinters | 943 | -4% | 38,71 | 4,28% |
| jun-12 | real | 807 | | | |
| | forecast | 1320 | -64% | 513,00 | 63,57% |
| | método multivariado | 913 | -13% | 106,06 | 13,14% |
| | método univariado | 863 | -7% | 56,44 | 6,99% |
| | HoltWinters | 873 | -8% | 66,13 | 8,19% |
| jul-12 | real | 879 | | | |
| | forecast | 1320 | -50,17% | 441,00 | 50,17% |
| | método multivariado | 819 | 6,86% | 60,29 | 6,86% |
| | método univariado | 909 | -3,45% | 30,29 | 3,45% |
| | HoltWinters | 925 | -5,23% | 45,94 | 5,23% |
| ago-12 | real | 899 | | | |
| | forecast | 1320 | -46,83% | 421,00 | 46,83% |
| | método multivariado | 857 | 4,72% | 42,42 | 4,72% |
| | método univariado | 930 | -3,42% | 30,76 | 3,42% |
| | HoltWinters | 935 | -3,99% | 35,87 | 3,99% |
| sep-12 | real | 1016 | | | |
| | forecast | 1320 | -29,92% | 304,00 | 29,92% |
| | método multivariado | 881 | 13,27% | 134,83 | 13,27% |
| | método univariado | 873 | 14,09% | 143,18 | 14,09% |
| | HoltWinters | 858 | 15,58% | 158,33 | 15,58% |
| oct-12 | real | 920 | | | |
| | forecast | 1320 | -43,48% | 400,00 | 43,48% |
| | método multivariado | 982 | -6,76% | 62,21 | 6,76% |
| | método univariado | 1031 | -12,07% | 111,06 | 12,07% |
| | HoltWinters | 957 | -4,04% | 37,17 | 4,04% |
| nov-12 | real | 941 | | | |
| | forecast | 1320 | -40,28% | 379,00 | 40,28% |
| | método multivariado | 931 | 1,09% | 10,24 | 1,09% |
| | método univariado | 876 | 6,92% | 65,08 | 6,92% |
| | HoltWinters | 846 | 10,06% | 94,68 | 10,06% |
| dic-12 | real | 690 | | | |
| | forecast | 1320 | -91,30% | 630,00 | 91,30% |
| | método multivariado | 933 | -35,22% | 243,03 | 35,22% |
| | método univariado | 924 | -33,88% | 233,77 | 33,88% |
| | HoltWinters | 943 | -36,60% | 252,55 | 36,60% |

| METODO | MAD | MAPE |
|---|---|---|
| FORECAST | 420,00 | 48,03% |
| MULTIVARIADO | 71,93 | 8,57% |
| UNIVARIADO | 81,15 | 9,49% |
| HOLTWINTER | 76,05 | 8,99% |

| | |
|---|---|
| **DEMANDA PROMEDIO** | **904,10728** |

# Anexo 38

Resultados obtenidos para el consumo de demulsificante con los distintos modelos de análisis:

| MES | PRODUCTO/METODO | DEMULSIFICANTE | % | \|Y - Ŷ\| | \|Y - Ŷ\| / Y |
|---|---|---|---|---|---|
| ene-12 | real | 2536 | | | |
| | forecast | 2640 | -4% | 104,00 | 4,10% |
| | método multivariado | 2578 | -2% | 41,95 | 1,65% |
| | método univariado | 2467 | 3% | 68,82 | 2,71% |
| | HoltWinters | 2388 | 6% | 147,53 | 5,82% |
| feb-12 | real | 2201 | | | |
| | forecast | 2640 | -20% | 439,00 | 19,95% |
| | método multivariado | 2555 | -16% | 353,98 | 16,08% |
| | método univariado | 2557 | -16% | 356,40 | 16,19% |
| | HoltWinters | 2493 | -13% | 291,51 | 13,24% |
| mar-12 | real | 2320 | | | |
| | forecast | 2640 | -14% | 320,00 | 13,79% |
| | método multivariado | 2181 | 6% | 138,93 | 5,99% |
| | método univariado | 2885 | -24% | 565,15 | 24,36% |
| | HoltWinters | 2875 | -24% | 555,41 | 23,94% |
| abr-12 | real | 2356 | | | |
| | forecast | 2640 | -12% | 284,00 | 12,05% |
| | método multivariado | 2221 | 6% | 135,20 | 5,74% |
| | método univariado | 1986 | 16% | 369,68 | 15,69% |
| | HoltWinters | 2157 | 8% | 198,88 | 8,44% |
| may-12 | real | 2675 | | | |
| | forecast | 2970 | -11% | 295,00 | 11,03% |
| | método multivariado | 2317 | 13% | 357,60 | 13,37% |
| | método univariado | 2498 | 7% | 177,50 | 6,64% |
| | HoltWinters | 2515 | 6% | 160,20 | 5,99% |
| jun-12 | real | 2251 | | | |
| | forecast | 2970 | -32% | 719,00 | 31,94% |
| | método multivariado | 2718 | -21% | 467,14 | 20,75% |
| | método univariado | 2664 | -18% | 413,32 | 18,36% |
| | HoltWinters | 2631 | -17% | 380,27 | 16,89% |
| jul-12 | real | 2303 | | | |
| | forecast | 2970 | -28,96% | 667,00 | 28,96% |
| | método multivariado | 2310 | -0,32% | 7,31 | 0,32% |
| | método univariado | 2127 | 7,62% | 175,52 | 7,62% |
| | HoltWinters | 2190 | 4,91% | 113,16 | 4,91% |
| ago-12 | real | 2255 | | | |
| | forecast | 2970 | -31,71% | 715,00 | 31,71% |
| | método multivariado | 2294 | -1,74% | 39,24 | 1,74% |
| | método univariado | 2341 | -3,83% | 86,42 | 3,83% |
| | HoltWinters | 2415 | -7,11% | 160,44 | 7,11% |
| sep-12 | real | 2395 | | | |
| | forecast | 2970 | -24,01% | 575,00 | 24,01% |
| | método multivariado | 2233 | 6,76% | 161,84 | 6,76% |
| | método univariado | 2143 | 10,52% | 252,06 | 10,52% |
| | HoltWinters | 2070 | 13,55% | 324,53 | 13,55% |
| oct-12 | real | 2473 | | | |
| | forecast | 2640 | -6,75% | 167,00 | 6,75% |
| | método multivariado | 2314 | 6,41% | 158,51 | 6,41% |
| | método univariado | 2478 | -0,20% | 4,97 | 0,20% |
| | HoltWinters | 2385 | 3,55% | 87,89 | 3,55% |
| nov-12 | real | 911 | | | |
| | forecast | 2640 | -189,79% | 1729,00 | 189,79% |
| | método multivariado | 2520 | -176,65% | 1609,33 | 176,65% |
| | método univariado | 2426 | -166,30% | 1515,00 | 166,30% |
| | HoltWinters | 2156 | -136,63% | 1244,68 | 136,63% |
| dic-12 | real | 811 | | | |
| | forecast | 2640 | -225,52% | 1829,00 | 225,52% |
| | método multivariado | 1134 | -39,88% | 323,41 | 39,88% |
| | método univariado | 745 | 8,19% | 66,46 | 8,19% |
| | HoltWinters | 833 | -2,70% | 21,87 | 2,70% |

| METODO | MAD | MAPE |
|---|---|---|
| FORECAST | 653,58 | 49,97% |
| MULTIVARIADO | 316,20 | 24,61% |
| UNIVARIADO | 337,61 | 23,39% |
| HOLTWINTER | 307,20 | 20,23% |

| | |
|---|---|
| **DEMANDA PROMEDIO** | **2259,0831** |

# Anexo 39

Resultados obtenidos para el consumo de antiespumante con los distintos modelos de análisis:

| MES | PRODUCTO/METODO | ANTIESPUMANTE | % | \|Y - Ŷ\| | \|Y - Ŷ\|/Y |
|---|---|---|---|---|---|
| ene-12 | real | 673 | | | |
| | forecast | 660 | 2% | 13,00 | 1,93% |
| | método multivariado | 610 | 9% | 63,26 | 9,40% |
| | método univariado | 655 | 3% | 17,72 | 2,63% |
| | HoltWinters | 723 | -7% | 50,06 | 7,44% |
| feb-12 | real | 652 | | | |
| | forecast | 660 | -1% | 8,00 | 1,23% |
| | método multivariado | 618 | 5% | 33,79 | 5,18% |
| | método univariado | 709 | -9% | 57,30 | 8,79% |
| | HoltWinters | 728 | -12% | 76,01 | 11,66% |
| mar-12 | real | 608 | | | |
| | forecast | 660 | -9% | 52,00 | 8,55% |
| | método multivariado | 610 | 0% | 2,03 | 0,33% |
| | método univariado | 737 | -21% | 128,53 | 21,14% |
| | HoltWinters | 764 | -26% | 156,44 | 25,73% |
| abr-12 | real | 555 | | | |
| | forecast | 660 | -19% | 105,00 | 18,92% |
| | método multivariado | 596 | -7% | 41,32 | 7,44% |
| | método univariado | 616 | -11% | 61,13 | 11,02% |
| | HoltWinters | 656 | -18% | 101,01 | 18,20% |
| may-12 | real | 609 | | | |
| | forecast | 660 | -8% | 51,00 | 8,37% |
| | método multivariado | 564 | 7% | 45,43 | 7,46% |
| | método univariado | 637 | -5% | 28,29 | 4,65% |
| | HoltWinters | 630 | -3% | 20,62 | 3,39% |
| jun-12 | real | 564 | | | |
| | forecast | 660 | -17% | 96,00 | 17,02% |
| | método multivariado | 577 | -2% | 12,51 | 2,22% |
| | método univariado | 594 | -5% | 29,70 | 5,27% |
| | HoltWinters | 630 | -12% | 65,95 | 11,69% |
| jul-12 | real | 627 | | | |
| | forecast | 660 | -5,26% | 33,00 | 5,26% |
| | método multivariado | 556 | 11,32% | 70,95 | 11,32% |
| | método univariado | 575 | 8,24% | 51,65 | 8,24% |
| | HoltWinters | 598 | 4,56% | 28,57 | 4,56% |
| ago-12 | real | 620 | | | |
| | forecast | 660 | -6,45% | 40,00 | 6,45% |
| | método multivariado | 564 | 9,05% | 56,14 | 9,05% |
| | método univariado | 545 | 12,15% | 75,34 | 12,15% |
| | HoltWinters | 580 | 6,53% | 40,50 | 6,53% |
| sep-12 | real | 623 | | | |
| | forecast | 660 | -5,94% | 37,00 | 5,94% |
| | método multivariado | 588 | 5,62% | 34,99 | 5,62% |
| | método univariado | 578 | 7,25% | 45,18 | 7,25% |
| | HoltWinters | 605 | 2,88% | 17,97 | 2,88% |
| oct-12 | real | 620 | | | |
| | forecast | 660 | -6,45% | 40,00 | 6,45% |
| | método multivariado | 597 | 3,67% | 22,74 | 3,67% |
| | método univariado | 604 | 2,53% | 15,70 | 2,53% |
| | HoltWinters | 583 | 5,93% | 36,74 | 5,93% |
| nov-12 | real | 577 | | | |
| | forecast | 660 | -14,38% | 83,00 | 14,38% |
| | método multivariado | 603 | -4,46% | 25,71 | 4,46% |
| | método univariado | 593 | -2,69% | 15,54 | 2,69% |
| | HoltWinters | 569 | 1,38% | 7,98 | 1,38% |
| dic-12 | real | 706 | | | |
| | forecast | 660 | 6,52% | 46,00 | 6,52% |
| | método multivariado | 518 | 26,66% | 188,20 | 26,66% |
| | método univariado | 643 | 8,91% | 62,88 | 8,91% |
| | HoltWinters | 582 | 17,63% | 124,49 | 17,63% |

| METODO | MAD | MAPE |
|---|---|---|
| FORECAST | 50,33 | 8,42% |
| MULTIVARIADO | 49,75 | 7,73% |
| UNIVARIADO | 49,08 | 7,94% |
| HOLTWINTER | 60,53 | 9,75% |

| | |
|---|---|
| DEMANDA PROMEDIO | 583,33996 |

# Anexo 40

## NIVEL ACTUAL DE COBERTURA Y ROTACION DE INVENTARIOS

| TRATAMIENTO | PRODUCTO | DEMANDA MENSUAL PROMEDIO (GL) | DEMANDA MENSUAL EN BK (330 GALONES) | DESVIACION DE LA DEMANDA MENSUAL (GL) | DESVIACION DE LA DEMANDA EN BK (330 GALONES) | MATERIA PRIMA | CANTIDAD DE MATERIA PRIMA POR BK (KG) | DEMANDA MENSUAL DE MATERIA PRIMA | DESVIACION DE LA DEMANDA MENSUAL DE MATERIA PRIMA (KG) | INVENTARIO MENSUAL PROMEDIO DE MATERIA PRIMA (KG) | COSTO FINAL DE ADQUISICION ($/KG) | INDICE DE COBERTURA (DIAS) | INDICE DE ROTACION ACTUAL (VECES / MES) | INDICE DE ROTACION (VECES / AÑO) |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| ANTIESCALA | ANTIESCALA | 8952.97 | 27 | 675.44 | 2 | MP 67 | 621.87 | 16871.55 | 1272.84 | 13425.23 | 2.35 | 23.87 | 1.26 | 15.08 |
| BIOCIDA | BIOCIDA | 3566.05 | 11 | 278.27 | 1 | MP 98 | 283.99 | 3068.87 | 239.47 | 5631.22 | 2.02 | 55.05 | 0.54 | 6.54 |
| CORROSION EN REINYECCION | ANTICORROSIVO 957 | 26475.44 | 80 | 2028.31 | 6 | MP A60 | 171.83 | 15324.08 | 1098.12 | 19122.65 | 4.96 | 37.44 | 0.80 | 9.62 |
| | | | | | | MP Q80 | 171.83 | 15324.08 | 1098.12 | 10830.21 | 5.02 | 21.20 | 1.41 | 16.98 |
| | ANTICORROSIVO 1107 | 2955.18 | 9 | 80.69 | 0.24 | MP 571 | 6.14 | 547.32 | 1.50 | 472.30 | 4.73 | 25.89 | 1.16 | 13.91 |
| DESHIDRATACION | CLARIFICADOR | 904.11 | 3 | 45.74 | 0.14 | MP120 | 1200.00 | 3287.66 | 166.33 | 5810.49 | 3.60 | 53.02 | 0.57 | 6.79 |
| | DEMULSIFICANTE | 2259.08 | 7 | 503.70 | 2 | MP 3879 | 152.65 | 1045.02 | 233.00 | 4109.93 | 5.61 | 117.99 | 0.25 | 3.05 |
| | | | 7 | | 2 | MP 13 | 203.54 | 1393.35 | 310.67 | 3975.69 | 4.82 | 85.60 | 0.35 | 4.21 |
| | | | 7 | | 2 | MP 47 | 152.65 | 1045.02 | 233.00 | 2196.35 | 5.18 | 63.05 | 0.48 | 5.71 |
| | ANTIESPUMANTE | 583.34 | 2 | 28.98 | 0 | MP 12500 | 94.54 | 167.12 | 8.30 | 597.19 | 4.60 | 107.20 | 0.28 | 3.36 |

# Anexo 41

## COSTOS DE INVENTARIO CON LA POLITICA ACTUAL

| MATERIA PRIMA | DEMANDA MENSUAL DE MATERIA PRIMA | INVENTARIO MENSUAL PROMEDIO DE MATERIA PRIMA | # DE ORDENES ANUALES | CANTIDAD POR ORDEN (KG) | COSTO DE COLOCAR UNA ORDEN A UN PROVEEDOR | COSTO INICIAL DE ADQUISICION | COSTO FINAL DE ADQUISICION | COSTO ANUAL DE COLOCAR UNA ORDEN (CCO) | COSTO DE FINANCIAMIENTO (3,5% anual) | COSTO DE ALMACENAJE ($/KG) | COSTO PORCENTUAL POR AÑO POR MANTENIMIENTO DE INVENTARIO | COSTO ANUAL DE ALMACENAMIENTO | COSTO TOTAL DE MANTENIMIENTO DE INVENTARIO (CCO + CF + CA) |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| MP 67 | 16871.55 | 13425.23 | 11 | 14160.00 | 182.22 | 1.94 | 2.35 | 2004.42 | 10576.10 | 0.018 | 34.25% | 2899.850 | 15480.374 |
| MP 98 | 3068.87 | 5631.22 | 4 | 12000.00 | 182.22 | 1.80 | 2.02 | 728.88 | 3024.00 | 0.018 | 27.43% | 1216.343 | 4969.223 |
| MP A60 | 15324.08 | 19122.65 | 11 | 22680.00 | 182.22 | 4.08 | 4.96 | 2004.42 | 35625.74 | 0.018 | 37.90% | 4130.492 | 41760.656 |
| MP Q80 | 15324.08 | 10830.21 | 11 | 11350.00 | 182.22 | 4.13 | 5.02 | 2004.42 | 18047.07 | 0.018 | 33.57% | 2339.325 | 22390.812 |
| MP 571 | 547.32 | 472.30 | 11 | 400.00 | 182.22 | 3.97 | 4.73 | 2004.42 | 611.38 | 0.018 | 27.78% | 102.016 | 2717.816 |
| MP120 | 3287.66 | 5810.49 | 5 | 6000.00 | 182.22 | 2.67 | 3.60 | 911.10 | NA | 0.018 | 0.50% | 1255.066 | 2166.166 |
| MP 3879 | 1045.02 | 4109.93 | 4 | 4000.00 | 182.22 | 5.04 | 5.61 | 728.88 | 2822.40 | 0.018 | 12.56% | 887.744 | 4439.024 |
| MP 13 | 1393.35 | 3975.69 | 6 | 2400.00 | 182.22 | 3.84 | 4.82 | 1093.32 | 1935.36 | 0.018 | 10.48% | 858.749 | 3887.429 |
| MP 47 | 1045.02 | 2196.35 | 6 | 2400.00 | 182.22 | 4.12 | 5.18 | 1093.32 | 2076.48 | 0.018 | 18.62% | 474.411 | 3644.211 |
| MP 12500 | 167.12 | 597.19 | 2 | 1350.00 | 182.22 | 4.60 | 4.60 | 364.44 | NA | 0.018 | 0.39% | 128.993 | 493.433 |
| | | | | | | | | | | | | | $ 101,949.15 |

# Anexo 42

**ANALISIS DE LEAD TIME PARA LAS MATERIAS PRIMAS DE LOS TRATAMIENTOS ANTI-INCRUSTANTE Y CORROSION EN REINYECCION**

| ORDEN DE IMPORTACION | COLOCACION DE ORDEN | FECHA DE EMBARQUE | LLEGADA A PLANTA | DIAS | MESES |
|---|---|---|---|---|---|
| QPTRPE00111 | 17/12/2010 | 04/01/2011 | 15/02/2011 | 60 | 2.00 |
| QPTRPE00211 | 22/01/2011 | 08/02/2011 | 20/03/2011 | 57 | 1.90 |
| QPTRPE00311 | 24/02/2011 | 01/03/2011 | 27/03/2011 | 31 | 1.03 |
| QPTRPE00411 | 14/03/2011 | 29/03/2011 | 09/05/2011 | 56 | 1.87 |
| QPTRPE00511 | 30/04/2011 | 03/05/2011 | 14/06/2011 | 45 | 1.50 |
| QPTRPE00611 | 01/06/2011 | 07/06/2011 | 08/07/2011 | 37 | 1.23 |
| QPTRPE00711 | 23/06/2011 | 05/07/2011 | 12/08/2011 | 50 | 1.67 |
| QPTRPE00811 | 14/08/2011 | 20/08/2011 | 26/09/2011 | 43 | 1.43 |
| QPTRPE00911 | 21/10/2011 | 06/10/2011 | 27/11/2011 | 37 | 1.23 |
| QPTRPE01011 | 26/10/2011 | 20/11/2011 | 08/01/2012 | 74 | 2.47 |
| QPTRPE01111 | 12/11/2011 | 30/11/2011 | 23/12/2011 | 41 | 1.37 |
| QPTRPE00112 | 10/12/2011 | 15/12/2011 | 09/01/2012 | 30 | 1.00 |
| QPTRPE00212 | 10/02/2012 | 12/03/2012 | 02/04/2012 | 52 | 1.73 |
| QPTRPE00312 | 21/03/2012 | 04/04/2012 | 07/05/2012 | 47 | 1.57 |
| QPTRPE00412 | 28/04/2012 | 03/05/2012 | 25/05/2012 | 27 | 0.90 |
| QPTRPE00512 | 03/05/2012 | 06/06/2012 | 02/07/2012 | 60 | 2.00 |
| QPTRPE00612 | 04/06/2012 | 23/06/2012 | 26/07/2012 | 52 | 1.73 |
| QPTRPE00712 | 15/06/2012 | 06/07/2012 | 11/08/2012 | 57 | 1.90 |
| QPTRPE00812 | 02/07/2012 | 23/07/2012 | 30/08/2012 | 59 | 1.97 |
| QPTRPE00912 | 06/08/2012 | 09/09/2012 | 06/10/2012 | 61 | 2.03 |
| QPTRPE01012 | 27/09/2012 | 15/10/2012 | 22/11/2012 | 56 | 1.87 |
| QPTRPE01112 | 23/10/2012 | 16/11/2012 | 14/12/2012 | 52 | 1.73 |
| | | | **μ** | **49.27** | **1.64** |
| | | | **σ** | **11.83** | **0.39** |

# Anexo 43

**ANALISIS DE LEAD TIME PARA LAS MATERIAS PRIMAS DEL TRATAMIENTO DEMULSIFICANTE (ORIGEN USA)**

| ORDEN DE IMPORTACION | COLOCACION DE ORDEN | FECHA DE EMBARQUE | LLEGADA A PLANTA | DIAS | MESES |
|---|---|---|---|---|---|
| QPTRGE00111 | 07/12/2010 | 27/01/2011 | 02/03/2011 | 85 | 2.83 |
| QPTRGE00211 | 18/01/2011 | 12/02/2011 | 17/03/2011 | 58 | 1.93 |
| QPTRGE00311 | 14/03/2011 | 19/04/2011 | 16/05/2011 | 63 | 2.10 |
| QPTRGE00411 | 21/05/2011 | 04/07/2011 | 03/08/2011 | 74 | 2.47 |
| QPTRGE00511 | 10/06/2011 | 12/08/2011 | 16/09/2011 | 98 | 3.27 |
| QPTRGE00611 | 15/08/2011 | 07/10/2011 | 10/11/2011 | 87 | 2.90 |
| QPTRGE00112 | 15/12/2011 | 13/01/2012 | 16/02/2012 | 63 | 2.10 |
| QPTRGE00212 | 24/01/2012 | 02/03/2012 | 03/04/2012 | 70 | 2.33 |
| QPTRGE00312 | 26/03/2012 | 27/04/2012 | 30/05/2012 | 65 | 2.17 |
| QPTRGE00412 | 14/05/2012 | 29/06/2012 | 01/08/2012 | 79 | 2.63 |
| QPTRGE00512 | 24/07/2012 | 31/08/2012 | 05/10/2012 | 73 | 2.43 |
| QPTRGE00612 | 27/09/2012 | 02/11/2012 | 05/12/2012 | 69 | 2.30 |
| | | | **μ** | **73.67** | **2.46** |
| | | | **σ** | **11.72** | **0.39** |

**ANALISIS DE LEAD TIME PARA LAS MATERIAS PRIMAS DEL TRATAMIENTO DEMULSIFICANTE (ORIGEN ALEMANIA)**

| ORDEN DE IMPORTACION | COLOCACION DE ORDEN | FECHA DE EMBARQUE | LLEGADA A PLANTA | DIAS | MESES |
|---|---|---|---|---|---|
| QPTRCA00111 | 11/11/2010 | 07/01/2011 | 18/02/2011 | 99 | 3.30 |
| QPTRCA00211 | 17/02/2011 | 11/04/2011 | 20/05/2011 | 92 | 3.07 |
| QPTRCA00311 | 13/05/2011 | 22/07/2011 | 08/09/2011 | 118 | 3.93 |
| QPTRCA00411 | 15/08/2011 | 21/10/2011 | 04/12/2011 | 111 | 3.70 |
| QPTRCA00112 | 07/11/2011 | 06/01/2012 | 15/02/2012 | 100 | 3.33 |
| QPTRCA00212 | 13/02/2012 | 30/03/2012 | 22/05/2012 | 99 | 3.30 |
| QPTRCA00312 | 06/05/2012 | 04/07/2012 | 15/08/2012 | 101 | 3.37 |
| QPTRCA00412 | 03/09/2012 | 26/10/2012 | 12/12/2012 | 100 | 3.33 |
| | | | **μ** | **102.50** | **3.42** |
| | | | **σ** | **8.12** | **0.27** |

# Anexo 44

**ANALISIS DE LEAD TIME PARA LAS MATERIAS PRIMAS DEL TRATAMIENTO BIOCIDA**

| ORDEN DE IMPORTACION | COLOCACION DE ORDEN | FECHA DE EMBARQUE | LLEGADA A PLANTA | DIAS | MESES |
|---|---|---|---|---|---|
| QPTRCC00111 | 15/12/2010 | 23/01/2011 | 09/03/2011 | 84 | 2.80 |
| QPTRCC00211 | 22/03/2011 | 08/05/2011 | 16/06/2011 | 86 | 2.87 |
| QPTRCC00311 | 07/06/2011 | 31/07/2011 | 09/09/2011 | 94 | 3.13 |
| QPTRCC00411 | 13/09/2011 | 30/10/2011 | 13/12/2011 | 91 | 3.03 |
| QPTRCC00112 | 20/11/2011 | 06/01/2012 | 21/02/2012 | 93 | 3.10 |
| QPTRCC00212 | 13/02/2012 | 30/03/2012 | 22/05/2012 | 99 | 3.30 |
| QPTRCC00312 | 06/05/2012 | 01/07/2012 | 15/08/2012 | 101 | 3.37 |
| QPTRCC00412 | 29/08/2012 | 14/10/2012 | 30/11/2012 | 93 | 3.10 |
| | | | **μ** | **92.63** | **3.09** |
| | | | **σ** | **5.78** | **0.19** |

# Anexo 45

**ANALISIS DE LEAD TIME PARA LAS MATERIAS PRIMAS DEL TRATAMIENTO CLARIFICADOR**

| ORDEN DE IMPORTACION | COLOCACION DE ORDEN | FECHA DE EMBARQUE | LLEGADA A PLANTA | DIAS | MESES |
|---|---|---|---|---|---|
| QPTRHE00111 | 03/02/2011 | 06/03/2011 | 20/03/2011 | 45 | 1.50 |
| QPTRHE00211 | 21/04/2011 | 15/05/2011 | 03/06/2011 | 43 | 1.43 |
| QPTRHE00311 | 23/07/2011 | 04/09/2011 | 28/09/2011 | 67 | 2.23 |
| QPTRHE00411 | 24/09/2011 | 16/10/2011 | 12/11/2011 | 49 | 1.63 |
| QPTRHE00511 | 20/10/2011 | 20/11/2011 | 16/12/2011 | 57 | 1.90 |
| QPTRHE00112 | 04/01/2012 | 26/02/2012 | 13/03/2012 | 69 | 2.30 |
| QPTRHE00212 | 22/03/2012 | 06/05/2012 | 18/05/2012 | 57 | 1.90 |
| QPTRHE00312 | 29/05/2012 | 24/06/2012 | 10/07/2012 | 42 | 1.40 |
| QPTRHE00412 | 01/08/2012 | 26/08/2012 | 14/09/2012 | 44 | 1.47 |
| QPTRHE00512 | 25/10/2012 | 18/11/2012 | 06/12/2012 | 42 | 1.40 |
| | | | **μ** | **51.50** | **1.72** |
| | | | **σ** | **10.35** | **0.35** |

# Anexo 46

**ANALISIS DE LEAD TIME PARA LAS MATERIAS PRIMAS DEL TRATAMIENTO ANTIESPUMANTE**

| ORDEN DE IMPORTACION | COLOCACION DE ORDEN | FECHA DE EMBARQUE | LLEGADA A PLANTA | DIAS | MESES |
|---|---|---|---|---|---|
| QPTRME00111 | 15/02/2011 | 03/04/2011 | 11/05/2011 | 85 | 2.83 |
| QPTRME00211 | 21/07/2011 | 04/09/2011 | 11/10/2011 | 82 | 2.73 |
| QPTRME00112 | 18/01/2012 | 27/02/2012 | 07/04/2012 | 80 | 2.67 |
| QPTRME00212 | 14/06/2012 | 24/07/2012 | 02/09/2012 | 80 | 2.67 |
| | | | **μ** | **82.33** | **2.74** |
| | | | **σ** | **2.52** | **0.08** |

# Anexo 47

## NUEVA POLITICA DE INVENTARIO (s, S) PARA PRODUCTOS TIPO A

| | DEMANDA | DESVIACION DE LA DEMANDA | DESVIACION DEL LEADTIME | LEAD TIME | COSTO PRODUCTO | KOSTO DE PROCESAR UNA ORDEN | i | NIVEL DE SERVICIO | COSTO DE FINANCIAMIENTO DE INVENTARIO | NIVEL DE SERVICIO Z |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| MP 67 | 16871.549 | 1272.84 | 0.39 | 1.64 | 1.94 | 182.22 | 0.35% | 98% | 0.0068 | 2.05 |
| MP A60 | 15324.08 | 1098.12 | 0.39 | 1.64 | 4.08 | 182.22 | 0.35% | 98% | 0.0143 | 2.05 |
| MP Q80 | 15324.08 | 1098.12 | 0.39 | 1.64 | 4.13 | 182.22 | 0.35% | 98% | 0.0145 | 2.05 |
| MP 571 | 547.32 | 1.50 | 0.39 | 1.64 | 3.97 | 182.22 | 0.35% | 98% | 0.0139 | 2.05 |
| MP 3879 | 1045.02 | 233.00 | 0.27 | 3.42 | 5.04 | 182.22 | 0.35% | 98% | 0.0176 | 2.05 |
| MP 13 | 1393.35 | 310.67 | 0.39 | 2.46 | 3.84 | 182.22 | 0.35% | 98% | 0.0134 | 2.05 |
| MP 47 | 1045.02 | 233.00 | 0.39 | 2.46 | 4.12 | 182.22 | 0.35% | 98% | 0.0144 | 2.05 |

| | MP 67 | MP A60 | MP Q80 | MP 571 | MP 3879 | MP 13 | MP 47 |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| Q* = | 30092.32 | 19775.89 | 19655.82 | 3788.83 | 4646.50 | 6146.72 | 5139.16 |
| s = | 41781.82 | 37914.10 | 37914.10 | 1342.31 | 4628.86 | 4921.17 | 3690.90 |
| S = | 44163.89 | 37914.10 | 37914.10 | 4232.21 | 5704.88 | 7646.44 | 6263.96 |

# Anexo 48

## NUEVA POLITICA DE INVENTARIO (s, Q) PARA PRODUCTOS TIPO B

| | DEMANDA (*AVG*) | DESVIACION DE LA DEMANDA (*STDL*) | DESVIACION DEL LEADTIME (*STDL*) | LEAD TIME (*AVGL*) | COSTO PRODUCTO | COSTO DE PROCESAR UNA ORDEN (*K*) | i | NIVEL DE SERVICIO | COSTO DE FINANCIAMIENTO DE INVENTARIO (*h*) | NIVEL DE SERVICIO (Z) |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| MP 98 | 3068.871 | 239.47 | 0.19 | 3.09 | 1.80 | 182.22 | 0.35% | 95% | 0.0063 | 1.64 |
| MP120 | 3287.66 | 166.33 | 0.35 | 1.72 | 2.67 | 182.22 | 0.35% | 95% | 0.0093 | 1.64 |
| MP 12500 | 167.12 | 8.30 | 0.08 | 2.74 | 4.60 | 182.22 | 0.35% | 95% | 0.0161 | 1.64 |

| | MP 98 | MP120 | MP 12500 |
|---|---|---|---|
| Q* = | 13323.92 | 11323.14 | 1944.98 |
| s = | 10668.85 | 7543.99 | 490.96 |

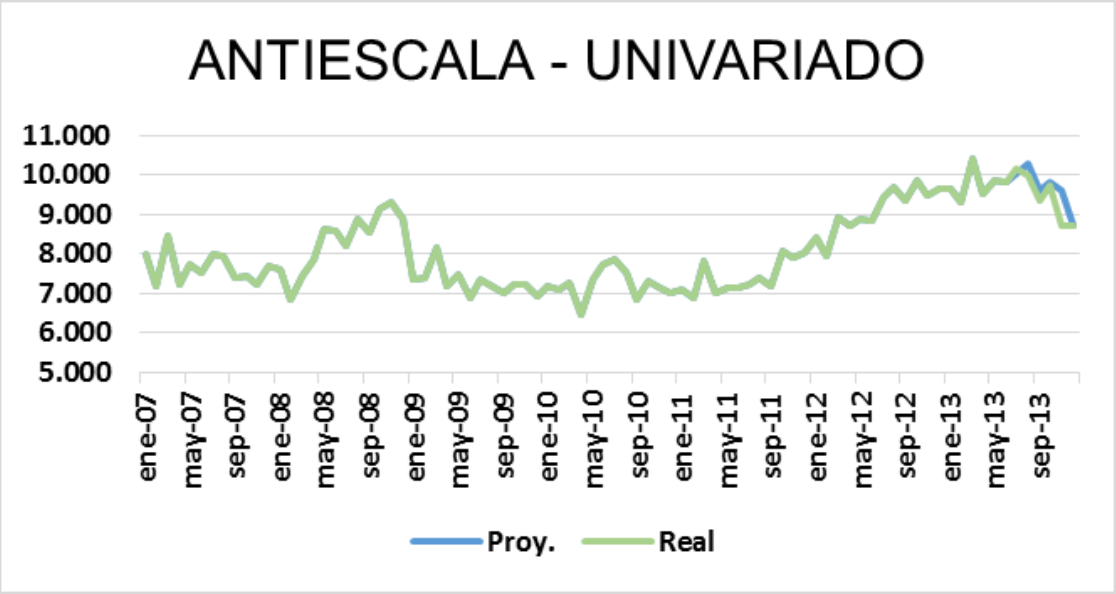
# Anexo 49

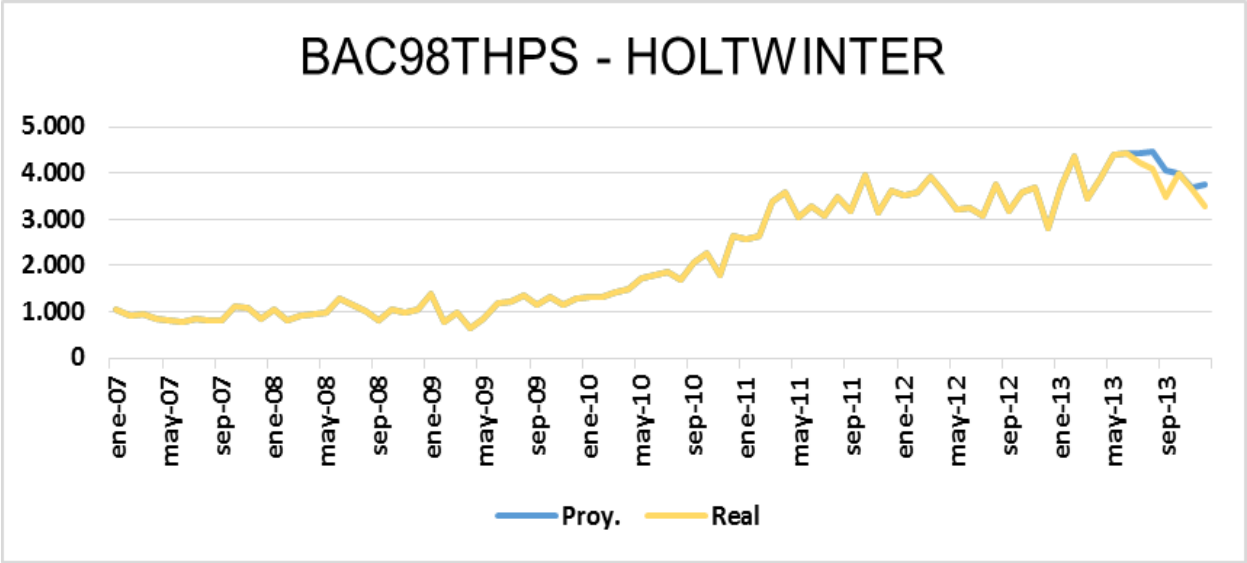
## COSTOS DE INVENTARIO CON LA POLITICA ACTUAL

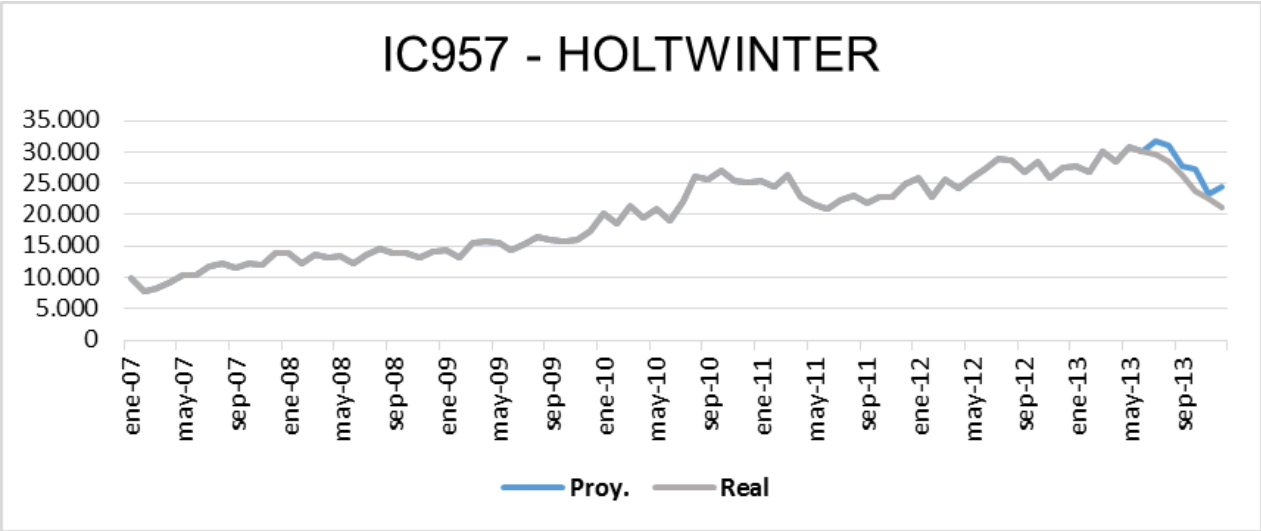
| MATERIA PRIMA | DEMANDA MENSUAL DE MATERIA PRIMA | INVENTARIO MENSUAL PROMEDIO DE MATERIA PRIMA | # DE ORDENES ANUALES | CANTIDAD POR ORDEN (KG) | COSTO DE COLOCAR UNA ORDEN A UN PROVEEDOR | COSTO INICIAL DE ADQUISICION | COSTO FINAL DE ADQUISICION | COSTO ANUAL DE COLOCAR UNA ORDEN (CCO) | COSTO DE FINANCIAMIENTO (3,5% anual) | COSTO DE ALMACENAMIENTO ($/KG) | COSTO PORCENTUAL POR AÑO POR MANTENIMIENTO DE INVENTARIO | COSTO ANUAL DE ALMACENAMIENTO | COSTO TOTAL DE MANTENIMIENTO DE INVENTARIO (CCO + CF + CA) |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| MP 67 | 16871.55 | 16871.55 | 7 | 30092.32 | 182.22 | 1.94 | 2.35 | 1225.96 | 13746.94 | 0.018 | 35.40% | 3644.255 | 18617.154 |
| MP 98 | 3068.87 | 3068.87 | 3 | 13323.92 | 182.22 | 1.80 | 2.02 | 503.64 | 2320.07 | 0.018 | 38.25% | 662.876 | 3486.587 |
| MP A60 | 15324.08 | 15324.08 | 9 | 19775.89 | 182.22 | 4.08 | 4.96 | 1694.40 | 26259.34 | 0.018 | 34.89% | 3310.001 | 31263.745 |
| MP Q80 | 15324.08 | 15324.08 | 9 | 19655.82 | 182.22 | 4.13 | 5.02 | 1704.75 | 26581.15 | 0.018 | 34.93% | 3310.001 | 31595.901 |
| MP 571 | 547.32 | 547.32 | 2 | 3788.83 | 182.22 | 3.97 | 4.73 | 315.87 | 912.60 | 0.018 | 35.67% | 118.221 | 1346.697 |
| MP120 | 3287.66 | 3287.66 | 3 | 11323.14 | 182.22 | 2.67 | 3.60 | 634.89 | NA | 0.018 | 0.50% | 710.135 | 1345.024 |
| MP 3879 | 1045.02 | 1045.02 | 3 | 4646.50 | 182.22 | 5.04 | 5.61 | 491.79 | 2212.09 | 0.018 | 38.04% | 225.724 | 2929.602 |
| MP 13 | 1393.35 | 1393.35 | 3 | 6146.72 | 182.22 | 3.84 | 4.82 | 495.67 | 2247.19 | 0.018 | 33.86% | 300.963 | 3043.825 |
| MP 47 | 1045.02 | 1045.02 | 2 | 5139.16 | 182.22 | 4.12 | 5.18 | 444.64 | 1808.30 | 0.018 | 33.78% | 225.724 | 2478.662 |
| MP 12500 | 167.12 | 167.12 | 1 | 1944.98 | 182.22 | 4.60 | 4.60 | 187.88 | NA | 0.018 | 0.39% | 36.098 | 223.982 |
| | | | | | | | | | | | | | $ 96,331.18 |

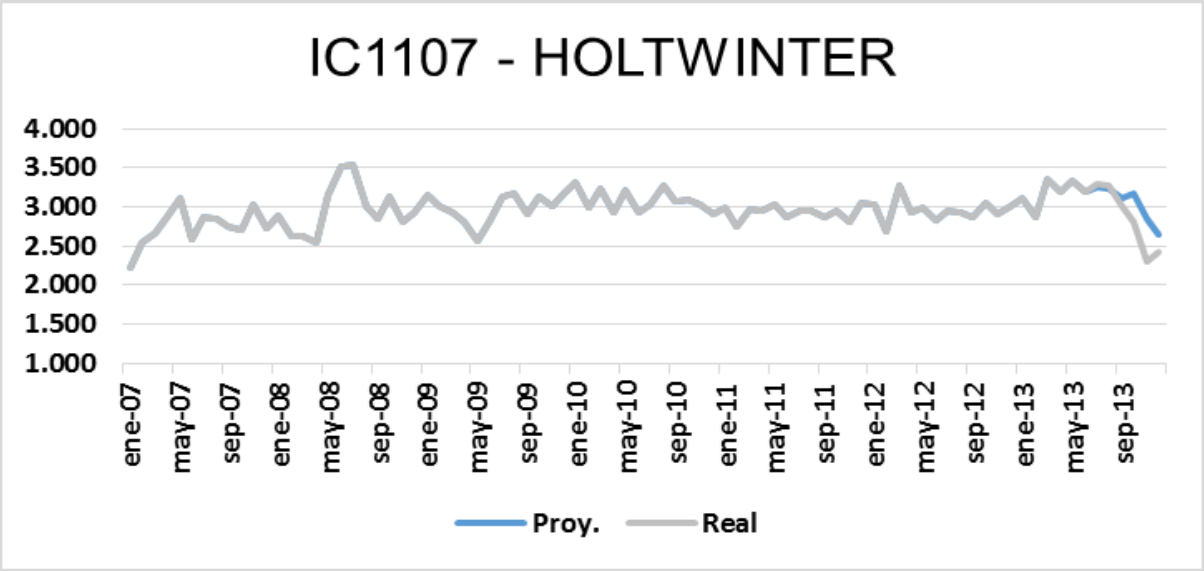
# Anexo 50

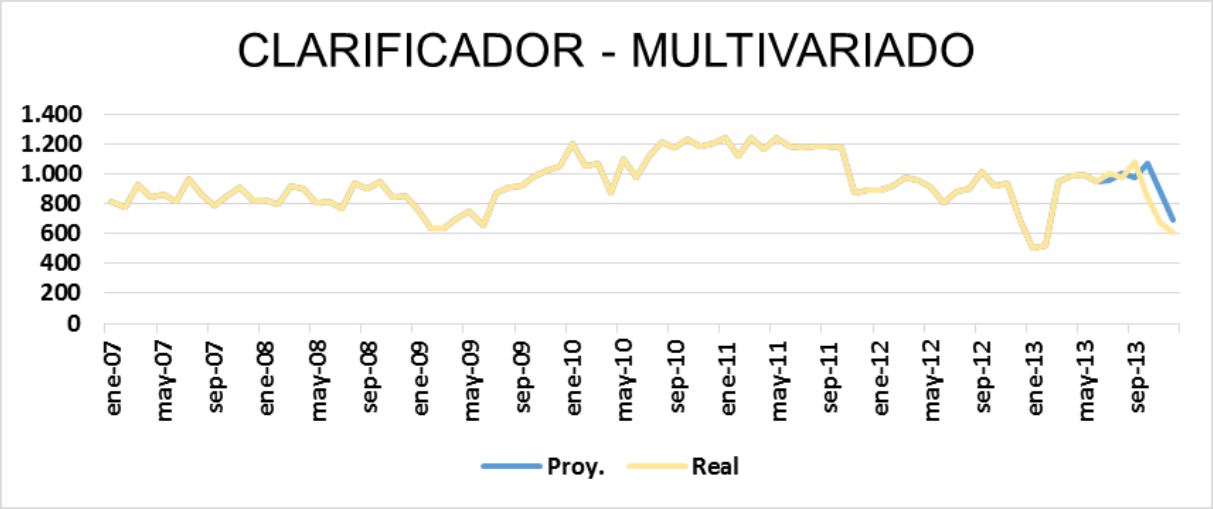
| Cuadro comparativo de estimación según modelo predefinido vs consumos reales del segundo semestres año 2013 | | | | | | | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| mes | ANTIESCALA | | BAC98THPS | | IC957 | | IC1107 | | CLARIFICADO | | DEMULSIF | | ANTIESP | |
| | Proy. | Real | Proy. | Real | Proy. | Real | Proy. | Real | Proy. | Real | Proy. | Real | Proy. | Real |
| ene-13 | 9.626 | 9.626 | 3.734 | 3.734 | 27.624 | 27.624 | 3.108 | 3.108 | 505 | 505 | 1.069 | 1.069 | 610 | 610 |
| feb-13 | 9.296 | 9.296 | 4.371 | 4.371 | 26.842 | 26.842 | 2.863 | 2.863 | 520 | 520 | 1.124 | 1.124 | 634 | 634 |
| mar-13 | 10.410 | 10.410 | 3.442 | 3.442 | 30.059 | 30.059 | 3.346 | 3.346 | 945 | 945 | 2.380 | 2.380 | 829 | 829 |
| abr-13 | 9.503 | 9.503 | 3.899 | 3.899 | 28.370 | 28.370 | 3.186 | 3.186 | 985 | 985 | 2.084 | 2.084 | 715 | 715 |
| may-13 | 9.838 | 9.838 | 4.395 | 4.395 | 30.776 | 30.776 | 3.333 | 3.333 | 994 | 994 | 2.163 | 2.163 | 1.024 | 1.024 |
| jun-13 | 9.805 | 9.805 | 4.430 | 4.430 | 30.139 | 30.139 | 3.183 | 3.183 | 945 | 945 | 2.102 | 2.102 | 1.025 | 1.025 |
| jul-13 | 10.034 | 10.171 | 4.413 | 4.226 | 31.830 | 29.653 | 3.247 | 3.286 | 956 | 1.007 | 2.113 | 2.293 | 1.023 | 914 |
| ago-13 | 10.259 | 9.992 | 4.467 | 4.083 | 31.038 | 28.473 | 3.222 | 3.276 | 1.007 | 975 | 2.451 | 2.095 | 956 | 803 |
| sep-13 | 9.602 | 9.329 | 4.056 | 3.489 | 27.640 | 26.249 | 3.106 | 3.016 | 978 | 1.082 | 2.051 | 2.130 | 829 | 856 |
| oct-13 | 9.789 | 9.728 | 4.000 | 3.977 | 27.141 | 23.759 | 3.165 | 2.808 | 1.070 | 847 | 2.095 | 1.965 | 821 | 684 |
| nov-13 | 9.609 | 8.712 | 3.683 | 3.634 | 23.372 | 22.474 | 2.847 | 2.295 | 881 | 677 | 1.398 | 1.712 | 734 | 612 |
| dic-13 | 8.685 | 8.724 | 3.739 | 3.268 | 24.417 | 21.186 | 2.639 | 2.416 | 690 | 609 | 1.513 | 1.685 | 614 | 535 |

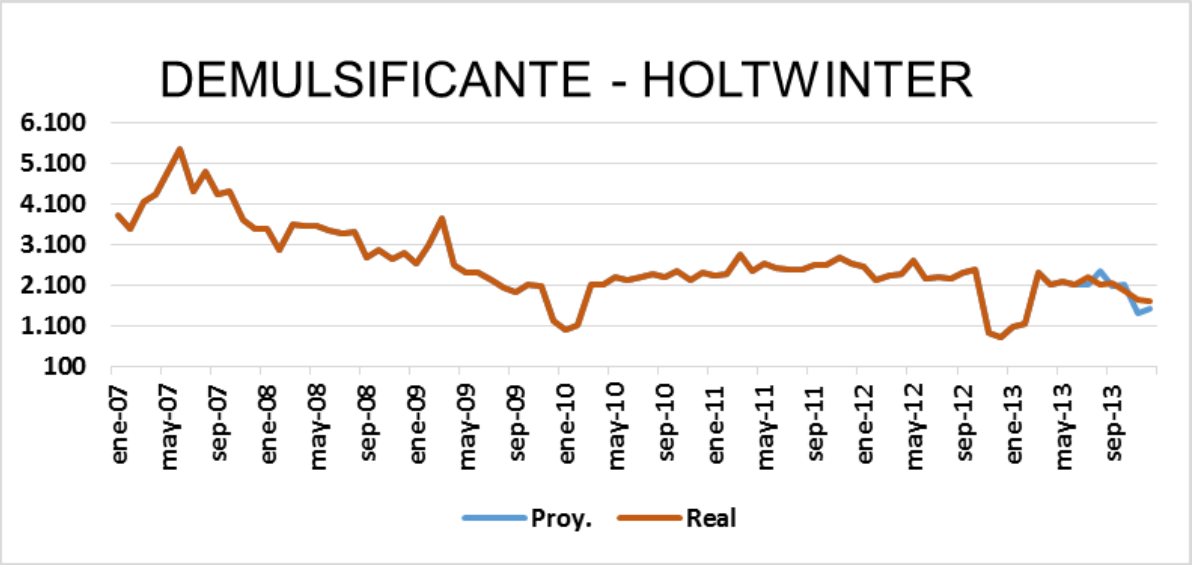


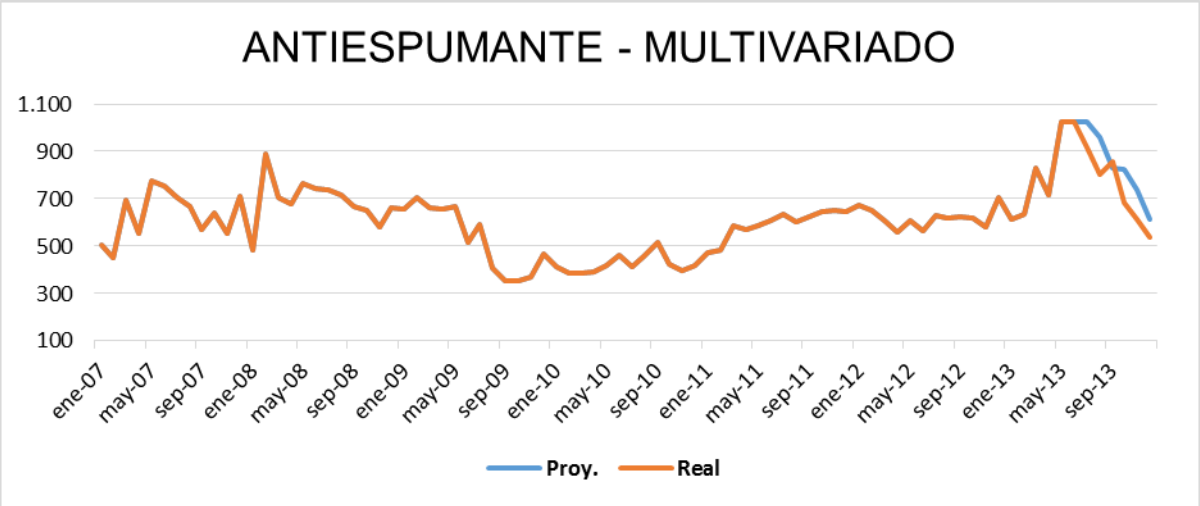

BAC98THPS - HOLTWINTER
5.000
4.000
3.000
2.000
1.000
0
ene-07
may-07
sep-07
ene-08
may-08
sep-08
ene-09
may-09
sep-09
ene-10
may-10
sep-10
ene-11
may-11
sep-11
ene-12
may-12
sep-12
ene-13
may-13
sep-13
Proy.
Real


IC957 - HOLTWINTER
35.000
30.000
25.000
20.000
15.000
10.000
5.000
0
ene-07
may-07
sep-07
ene-08
may-08
sep-08
ene-09
may-09
sep-09
ene-10
may-10
sep-10
ene-11
may-11
sep-11
ene-12
may-12
sep-12
ene-13
may-13
sep-13
Proy.
Real


IC1107 - HOLTWINTER
4.000
3.500
3.000
2.500
2.000
1.500
1.000
ene-07
may-07
sep-07
ene-08
may-08
sep-08
ene-09
may-09
sep-09
ene-10
may-10
sep-10
ene-11
may-11
sep-11
ene-12
may-12
sep-12
ene-13
may-13
sep-13
Proy.
Real


CLARIFICADOR - MULTIVARIADO
1.400
1.200
1.000
800
600
400
200
0
ene-07
may-07
sep-07
ene-08
may-08
sep-08
ene-09
may-09
sep-09
ene-10
may-10
sep-10
ene-11
may-11
sep-11
ene-12
may-12
sep-12
ene-13
may-13
sep-13
Proy.
Real


DEMULSIFICANTE - HOLTWINTER
6.100
5.100
4.100
3.100
2.100
1.100
100
ene-07
may-07
sep-07
ene-08
may-08
sep-08
ene-09
may-09
sep-09
ene-10
may-10
sep-10
ene-11
may-11
sep-11
ene-12
may-12
sep-12
ene-13
may-13
sep-13
Proy.
Real


ANTIESPUMANTE - MULTIVARIADO
1.100
900
700
500
300
100
ene-07
may-07
sep-07
ene-08
may-08
sep-08
ene-09
may-09
sep-09
ene-10
may-10
sep-10
ene-11
may-11
sep-11
ene-12
may-12
sep-12
ene-13
may-13
sep-13
Proy.
Real

# Bibliografía


## B

Banco Central del Ecuador, Evolución De la Balanza Comercial Febrero 2012…….……. Introducción

## G

Gardner G., A. C. Harvey, G.D.A. Phillips, **Applied Statistics (1980) Volumen 29 Tercera Edición** – Algorithm AS154, an algorithm for exact maximum likelihood estimation of autoregressive-moving average models by means of Kalman filtering, pp. 311 – 322..…..……..…….…….. 25

## H

Hanke J. E., Wichern D. W., Reitsch A. G., Business Forecasting (2006) Novena Edición, pp. 145 -146……15

Harvey, A. C., **Time Series Models (1993) Segunda edición** – Harvester Wheatsheaf, sections 3.3 and 4.4……..……...25

## J

Jones, R. H., **Technometrics (1980) Volumen 22 Tercera edición** – Maximum likelihood fitting of ARMA models to time series with missing observations, pp. 389 -395…….……...25

## S

Silver E., Pyke D., Peterson R., **Inventory Management and Production Scheduling (1998) Tercera Edición** – The ABC Classification……..…63