



Universidad de Valladolid
Facultad de Ciencias

TRABAJO FIN DE GRADO

GRADO EN ESTADÍSTICA

TÍTULO

Análisis de las exportaciones e importaciones de la Comunidad de Castilla León

AUTOR:

D. NOELIA OLIVER CONTRERAS

TUTOR/ES:

D. MARI CRUZ VALSERO BLANCO

Contenido

INTRODUCCIÓN DEL SECTOR EXTERIOR DE CASTILLA Y LEÓN	- 2 -
METODOLOGÍA.....	- 4 -
◆ MICRODATOS UTILIZADOS	- 4 -
◆ METODOLOGIA DEL ESTUDIO.....	- 6 -
EXPORTACIONES	- 8 -
1. DESCRIPTIVOS DE LA SERIE DE EXPORTACIONES	- 8 -
2. ANÁLISIS DE LA SERIE DE EXPORTACIONES	- 12 -
3. MODELO SUAVIZADO DE HOLT-WINTERS	- 19 -
4. MODELOS PROPUESTOS BOX Y JENKINS	- 25 -
IMPORTACIONES	- 53 -
1. DESCRIPTIVOS DE LA SERIE DE IMPORTACIONES	- 53 -
2. ANÁLISIS DE LA SERIE DE IMPORTACIONES.....	- 56 -
3. MODELO SUAVIZADO DE HOLT-WINTERS	- 62 -
4. MODELOS PROPUESTOS BOX Y JENKINS	- 67 -
CONCLUSIONES.....	- 87 -
BIBLIOGRAFÍA	- 91 -

INTRODUCCIÓN DEL SECTOR EXTERIOR DE CASTILLA Y LEÓN

El proceso de globalización en el que estamos inmersos, no solo afecta a ámbitos económicos sino a otros muchos entornos. Hasta hace unos años no se le ha dado la importancia que actualmente se le está dando.

Debido a la nueva situación económica en la que está inmersa España, se hace cada vez más latente los procesos de internacionalización, como un pilar fundamental del desarrollo económico de la región.

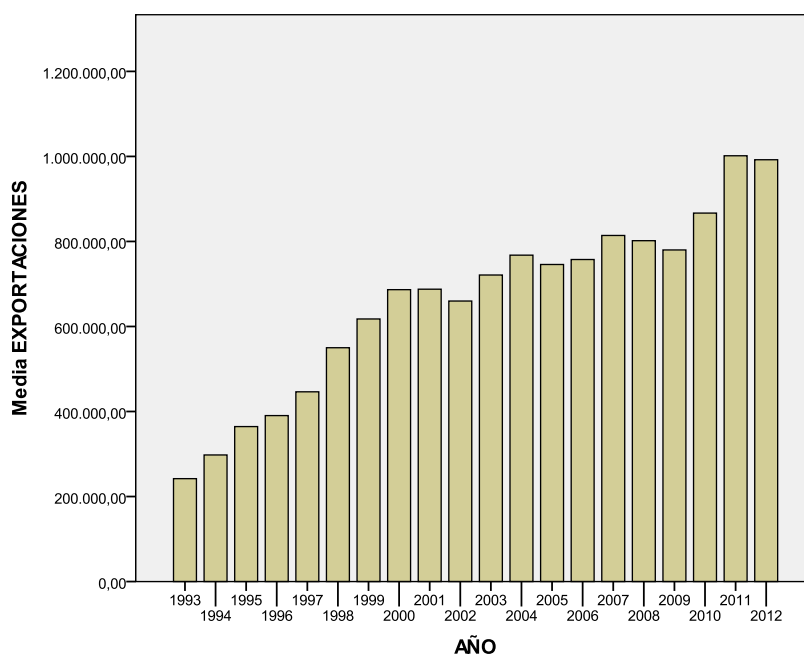
La información cuantitativa sobre comercio exterior es elevada ya que se dispone mensualmente de los datos procedentes del Departamento de Impuestos Especiales y Aduanas de la Agencia Tributaria, a través de los cuáles es posible obtener información muy valiosa sobre el volumen y el valor de las exportaciones e importaciones, hacia y desde cualquier CCAA por origen y destino de la mercancía.

El sector exterior influye en el crecimiento económico, contribuyendo al aumento o reducción del PIB, y provocando efectos directos sobre el tejido económico y empresarial. Los avances acaecidos en la tecnología, el transporte y las telecomunicaciones de los últimos años han propiciado un aumento vertiginoso de las relaciones comerciales entre países, y con ello, han contribuido al fenómeno de la globalización.

Es fundamental para un buen posicionamiento de una economía tanto nacional como regional la presencia y consolidación en los mercados internacionales. A mayor empuje de la demanda externa, mayores posibilidades de crecimiento económico en términos de PIB.

En los últimos 10 años hemos asistido a constantes cambios en el escenario económico mundial y a un crecimiento económico importante en el ámbito de la Comunidad de Castilla y León.

Las cifras arrojan un balance positivo sobre la evolución de la internacionalización de la economía de la comunidad, que se ha visto interrumpido en el último año dada la recesión económica. Así, el comercio internacional de Castilla y León en el período 1993-2012 se ha caracterizado por su gran dinamismo hasta el año 2011, predominando el crecimiento, se ha llegado a crecer más de 300% en la última década.



La recesión económica es el resultado de un doble impacto negativo sobre la actividad económica de los países avanzados. De un lado, el efecto producido por ajustes de carácter cíclico que comenzaron a manifestarse ya durante el año 2007 y sobre todo el derivado de la crisis financiera global que se desencadenó en el año 2008. Sin embargo las exportaciones de la comunidad, experimentaron un enorme crecimiento en 2010 y 2011.

El objetivo principal de este trabajo es dar a conocer la importancia de la internacionalización en la economía de Castilla y León, potenciando y consolidando el comercio exterior para alcanzar un mayor grado de relación económica con los mercados exteriores.

La economía española, en su conjunto se ha apoyado en mayor medida que Castilla y León en el sector exterior para abastecerse de bienes y mercancías y para comercializar la producción nacional, es decir, el comportamiento nacional es más abierto que el de Castilla y León.

El objetivo es montar en el carro del proceso del sector exterior a la Comunidad de Castilla y León, que a su vez se conseguirían unos objetivos complementarios a la comunidad de gran valor como son:

- ◆ El fortalecimiento del tejido empresarial.
Crecimiento y fortalecimiento del tejido empresarial de Castilla y León, como fruto de su presencia en mercados internacionales.
- ◆ Generación de empleo
Impulsar la actividad internacional de las empresas de Castilla y León, como generadora de mayor volumen de empleo.

METODOLOGÍA

◆ MICRODATOS UTILIZADOS

En el presente trabajo se recoge una explotación de los datos originales de comercio exterior procedentes del Departamento de Aduanas e Impuestos Especiales de la Agencia Tributaria (AEAT). Siendo publicados mensualmente en la página web de la Agencia Tributaria.

Se ha realizado la explotación desde el año 1993 hasta 2012.

Desde el 1 de enero de 1993, cuando se establece el Mercado Único en la Unión Europea, las operaciones de comercio exterior en sentido estricto se refieren únicamente al intercambio de bienes y mercancías con países fuera de la Unión Europea. Por el contrario los realizados con Estados miembros de la UE constituyen el comercio intracomunitario en el que los términos de exportación e importación se sustituyen por los de expedición e introducción respectivamente. En este trabajo se tiene en cuenta las exportaciones e importaciones en el sentido más amplio, donde se incluye el comercio intracomunitario, las expediciones y las introducciones.

La información utilizada, ha sido la explotación de los datos suministrados por la AEAT, realizando una explotación de la CCAA de Castilla y León, donde se centrará el análisis.

La fuente estadística básica es el Fichero Territorial de Aduanas facilitado por la Agencia Tributaria, con datos procedentes del Departamento de Aduanas e Impuestos Especiales. La unidad informante es la empresa que efectúa la operación de exportación o de importación. Sin embargo hay que tener en cuenta que su ubicación puede no coincidir con la del establecimiento o unidad productiva del bien exportado o, en su caso, con el destinatario del bien importado.

A partir de este fichero se ha realizado una explotación de los datos de Exportación e Importación de la Comunidad de Castilla y León, desde el año 1993 hasta 2012, con datos mensuales.

Este Fichero Territorial tiene una estructura de 226 posiciones. Los diferentes campos que componen esta estructura permiten diseñar una explotación estadística clara. Los campos que componen este fichero son los siguientes:

DISEÑO DE REGISTRO FICHEROS DATOS MENSUALES			
COMERCIO GENERAL LR = 226			
COLUMNA	DESCRIPCIÓN	LONGITUD	
1-1	FLUJO	1	
2-3	AÑO	2	
4-5	MES	2	
6-7	PROVINCIA DE ADUANA-RECINTO	2	
8-19	FILLER	12	
20-25	FECHA DE ADMISION DEL DOCUMENTO	6	AA/MM/DD
26-37	POSICION ESTADISTICA	12	
38-38	TIPO DECLARACIÓN I/D	1	I=INTRASTAT D=DUAS
39-46	CODIGOS ADICIONALES	8	
47-65	FILLER	19	
66-66	FILLER	1	
67-69	PAIS ORIGEN/DESTINO	3	
70-72	PAIS DE PROCEDENCIA/EXPEDICION	3	
73-75	FILLER	3	
76-77	PROVINCIA DE ORIGEN/DESTINO	2	
78-79	FILLER	2	
80-82	FILLER	3	
83-84	REGIMEN ADUANERO SOLICITADO	2	
85-86	REGIMEN ADUANERO PRECEDENTE	2	
87-89	FILLER	3	
90-104	PESO	15	
105-119	UNIDADES	15	
120-131	VALOR ESTADISTICO	12	
132-143	VALOR FACTURA	12	
144-146	PAIS DIVISA	3	
147-158	FILLER	12	
159-159	CONTENEDOR	1	
160-164	REGIMEN DE TRANSPORTE	5	
165-165	MODO DE TRANSPORTE EN FRONTERA	1	
166-166	MODO DE TRANSPORTE INTERIOR	1	
167-169	NACIONALIDAD MEDIO TRANSPORTE	3	
170-170	FILLER	1	
171-171	ZONA INTERCAMBIO (UE ó TERCEROS)	1	C = Unión Europea T = 3º Países
172-172	FILLER	1	
173-174	NATURALEZA DE LA TRANSACION	2	
175-177	CONDICIONES DE ENTREGA	3	
178-183	CONTINGENTE	6	
184-189	PREFERENCIA ARANCELARIA	6	
190-201	FLETE	12	
202-224	FILLER	23	
225-226	PROVINCIA DOMICILIO FISCAL	2	

El diseño ha sido modificado con fecha 12 de Noviembre de 2010, no afectando a la estructura interna de los datos sino que es una aclaración sobre el propio contenido.

♦ METODOLOGIA DEL ESTUDIO

El estudio de esta serie se basa fundamentalmente en los resultados obtenidos con el paquete estadístico de SPSS 19.0 junto con el apoyo de EXCEL.

En primer lugar se realizará un análisis descriptivo y gráfico de la serie para poder observar el comportamiento de la serie en función del tiempo con objeto de comprobar si la media y la varianza del proceso permanecen constantes. En caso de no ser constantes se diferenciará la serie regular o estacionalmente para estabilizar la media y se aplicarán transformaciones de la familia Box-Cox para estabilizar la varianza.

En este trabajo se realizarán predicciones tanto por el enfoque determinista como por el estocástico.

El enfoque determinista explica la evolución pasada de la serie en términos de pautas simples y prever sus valores futuros, dándole mayor peso a las observaciones recientes. Estos procedimientos no tienen mucha utilidad hoy en día aunque los métodos actuales se basan en ellos. Se les han atribuido muchas limitaciones para representar series reales, los métodos adaptados basados en dar peso decreciente al pasado funcionan mejor.

El método de Holt-Winters es un método de descomposición y de doble alisado, uno para la evolución de la serie y otro para el efecto estacional. Será el método utilizado en el análisis.

A parte se propondrán diversos modelos mediante el enfoque estocástico utilizando el proceso de Box y Jenkins. Una vez ajustado un modelo se realizará un análisis de estacionariedad del modelo analizando las raíces de los polinomios regulares y estacionales para ver si el modelo es estacionario e invertible, que son condiciones indispensables. Del modelo ajustado se obtienen unos residuos que deberán ser analizados. Para el análisis de residuos el estudio se apoya en:

- Gráficos de residuos frente al tiempo para detectar posible heterocedasticidad.
- Test de rachas para ver si los residuos son realmente aleatorios
- Test de normalidad para los residuos (Shapiro-Wilks) acompañados por gráficos Q-Q-Plot.
- Utilización de modelos SARIMA.

Se procederá a continuación a estudiar la correlación entre parámetros para comprobar si el modelo está sobreespecificado y por tanto algunos parámetros proporcionan información redundante.

Si no hay sobreespecificación se observará si el modelo está subespecificado comprobando los resultados obtenidos una vez que se aumenta los parámetros del modelo en una unidad y por separado.

Una vez seleccionados una serie de modelos competitivos se pasará al proceso de selección de modelos de acuerdo a dos criterios:

- a) Basados en los residuos del modelo. Tienen en cuenta la adecuación del modelo a los datos y el número de parámetros utilizados. Se utilizarán el criterio de información bayesiano (BIC).
- b) Basados en los errores de predicción. Se seleccionará aquel modelo que minimice las siguientes cantidades:
 - i. Error absoluto máximo (MaxAE)
 - ii. Error absoluto máximo porcentual (MaxAPE)
 - iii. Error absoluto promedio (MAE)
 - iv. Error absoluto porcentual promedio (MAPE)

- c) Basados en el estadístico de Ljung-Box, también conocido como el estadístico Box-Pierce modificado. Que proporciona una indicación de si el modelo se ha especificado correctamente. Un valor de significación inferior a 0,05 implica que existe una estructura en la serie observada que el modelo no explica. (se preferirá el valor más alto posible)

El principal objetivo que se pretende es elaborar un modelo estadístico que describa adecuadamente las exportaciones e importaciones realizadas por Castilla León.

Una vez construida la serie podremos:

- ♣ Describir la evolución de las exportaciones y de las importaciones a lo largo del tiempo.
- ♣ Conocer el patrón de comportamiento de ambas series.
- ♣ Prever la evolución futura de la serie (exportaciones / importaciones).

EXPORTACIONES

1. DESCRIPTIVOS DE LA SERIE DE EXPORTACIONES

Que el valor mínimo de la serie es de 9.082.715,93 (miles de euros), y se produjo en Agosto de 1993. El valor máximo de nuestra serie es de 143.585.236,43 (miles de euros), fue realizado en Noviembre de 2012.

En estos 19 años, se ha llegado a exportar 15.829.614.696,54 (miles de euros), mientras que la media de las exportaciones de Castilla y León ha sido de 65.956.727,90 (miles de euros), desde 1993 hasta 2012.

Estadísticos descriptivos

	N	Mínimo	Máximo	Suma	Media	Desv. típ.	Varianza
Export	240	90827,16	1435850,00	1,58E8	659567,2472	238657,70182	5,696E10
N válido (según lista)	240						

Estadísticos descriptivos

	N	Asimetría		Curtosis	
	Estadístico	Estadístico	Error típico	Estadístico	Error típico
Export	240	-,147	,157	-,378	,313
N válido (según lista)	240				

Estadísticos

EXPORTACIONES

N	Válidos	240
	Perdidos	0
Mediana		698592,7120
Moda		90827,16 ^a
Percentiles	25	470733,6402
	50	698592,7120
	75	829919,5821

a. Existen varias modas. Se mostrará el menor de los valores.

En este estudio descriptivo podemos ver:

Mínimo ---- devuelve el valor mínimo de una lista de valores, el valor mínimo de las exportaciones durante en la serie estudiada, es de 90.827,16 miles de euros.

Máximo ---- devuelve el valor máximo de una lista de valores, el valor máximos de exportaciones ha sido de 1.435.850 miles de euros.

Suma ---- devuelve el valor total de la lista de valores, el valor total de las exportaciones desde 1993 hasta 2012 ha sido de 158.296.146,97 miles de euros.

Media ---- devuelve la media aritmética de los argumentos, la media de las exportaciones durante el período del 93 al 2012, ha sido de 659.567,25 miles de euros.

Desviación típica ---- devuelve la desviación típica de los datos (cuanto mayor sea más dispersos se encuentran los datos), en el caso de la serie de exportaciones los datos se encuentran muy dispersos.

Varianza ---- devuelve la varianza de la lista de valores. (la variabilidad observada)

Coefficiente de asimetría ---- devuelve el sesgo de una distribución. Como se obtiene un valor negativo se tiene que la distribución es asimétrica a la izquierda, es decir existe mayor concentración de los valores de exportación a la izquierda de la media que a su derecha.

Curtosis ---- devuelve la curtosis de un conjunto de datos, nos da el grado en que las observaciones están agrupadas en torno al punto central. En nuestro caso tenemos una curtosis negativa lo que indica que las observaciones se agrupan menos y presentan colas más cortas que la distribución normal.

Mediana ---- devuelve el valor por encima y por debajo del cual se encuentran la mitad de los casos (percentil 50), 698.592,71 miles de euros.

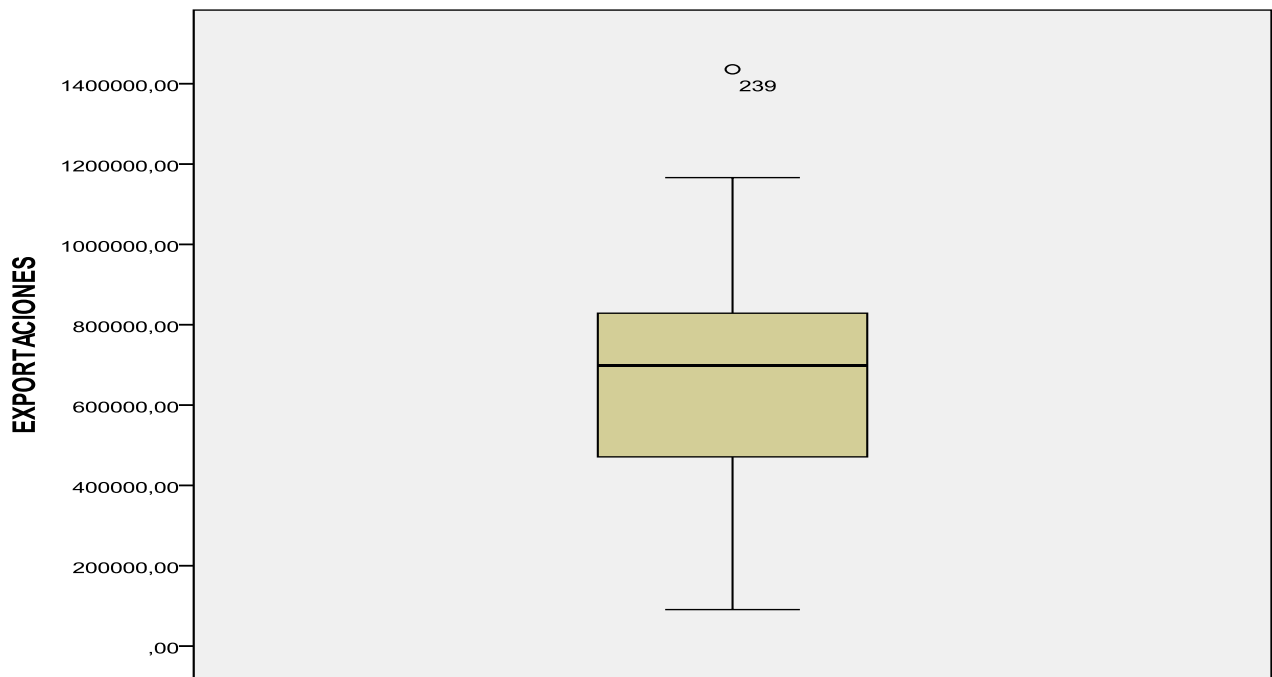
Coefficiente de variación:

Estadísticos de la razón para Export / AÑO			
Diferencial relacionado con el precio	Coeficiente de dispersión	Coeficiente de variación	
		Media centrada	Mediana centrada
,999	,273	36,0%	34,4%

Es importante destacar que los Coeficientes de Variación sirven para comparar las variabilidades de dos conjuntos de valores. En nuestro caso nos refleja cuál es el alejamiento que hay entre cada valor con la media del conjunto de exportaciones de Castilla y León.

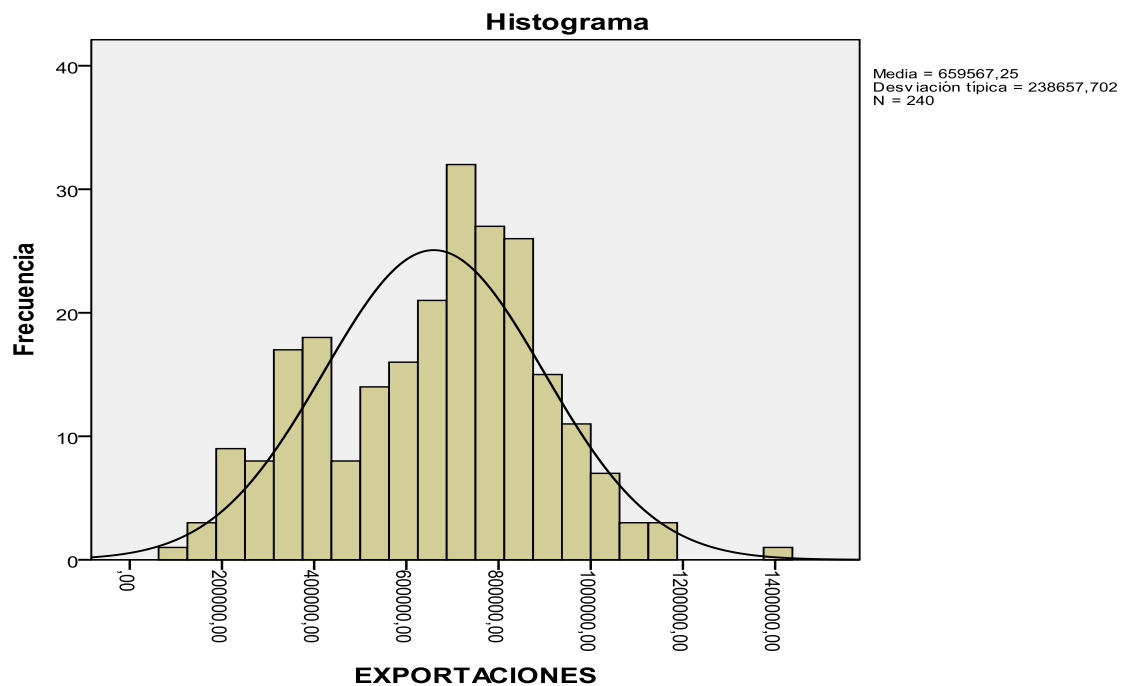
En el caso de las exportaciones el coeficiente de variación es bajo, (36%) los valores de exportación se encuentran muy concentrados respecto de la media, por lo que la desviación es poco considerable.

Pasamos a realizar el gráfico de diagrama de caja, nos permite interpretar los datos para la variable de exportaciones, a través del cual se puede observar los cuartiles, los valores mínimo y máximo, la mediana y los valores atípicos.

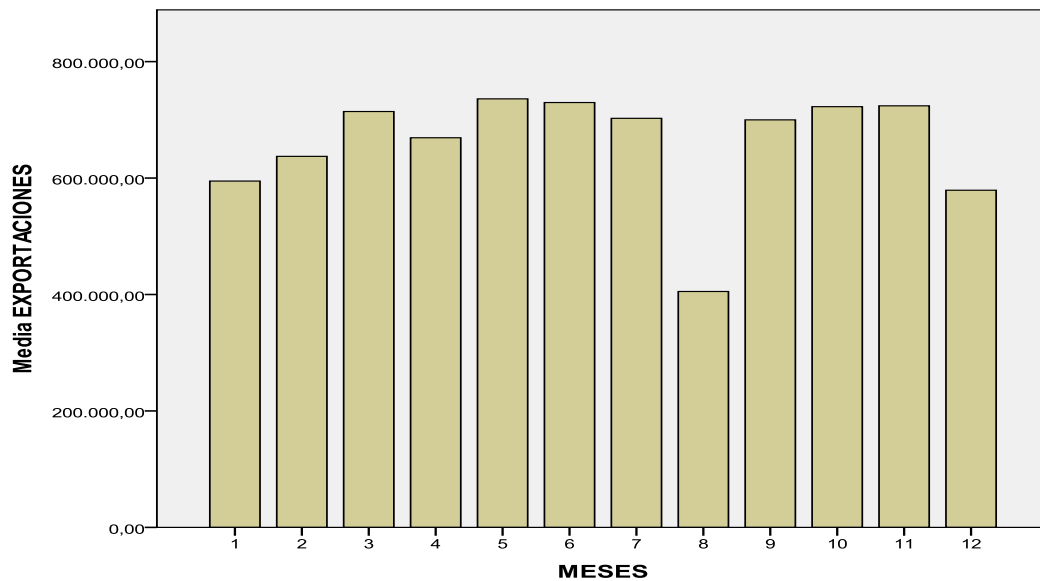


El diagrama de caja muestra que el valor medio de las exportaciones está entre Q1= 471.335,1 miles de euros y Q3= 827.405,9 miles de euros. Se presenta un valor atípico, en noviembre de 2012, con un valor de 1.435.852 miles de euros que coincide con el valor máximo observado.

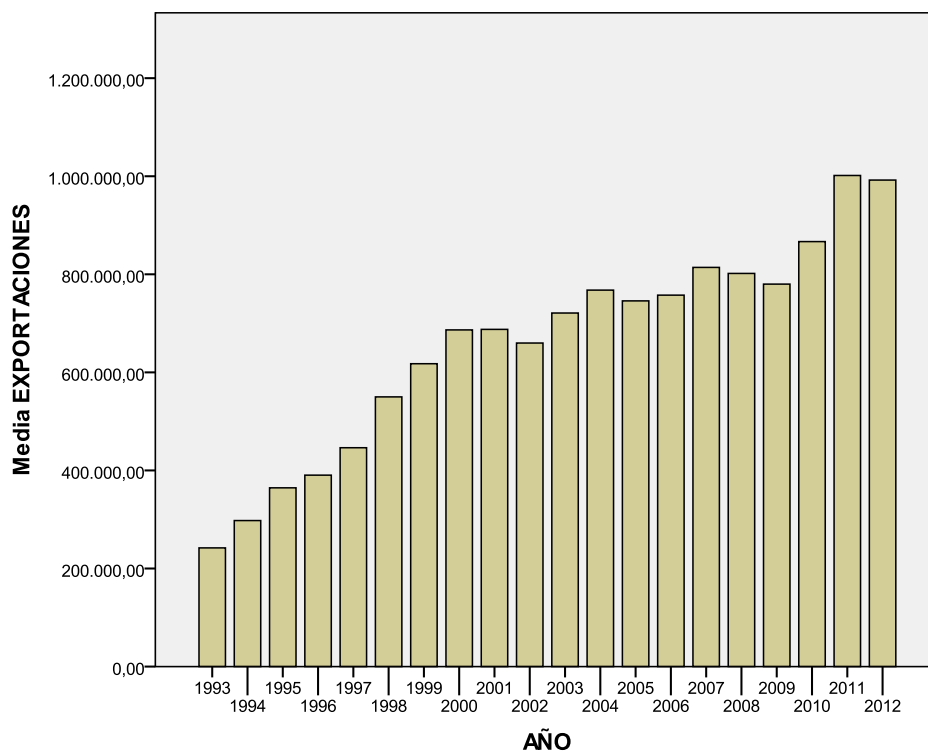
El histograma de la serie de exportaciones quedaría de la forma:



Visualmente podemos observar que las exportaciones en relación con la distribución normal, tiene la moda desplazada a la derecha.



Mensualmente podemos observar cómo los meses donde se concentran más las exportaciones son en mayo y junio junto con octubre y noviembre. Teniendo en Agosto muy poco valor las exportaciones, podría coincidir con el período vacacional de las empresas.

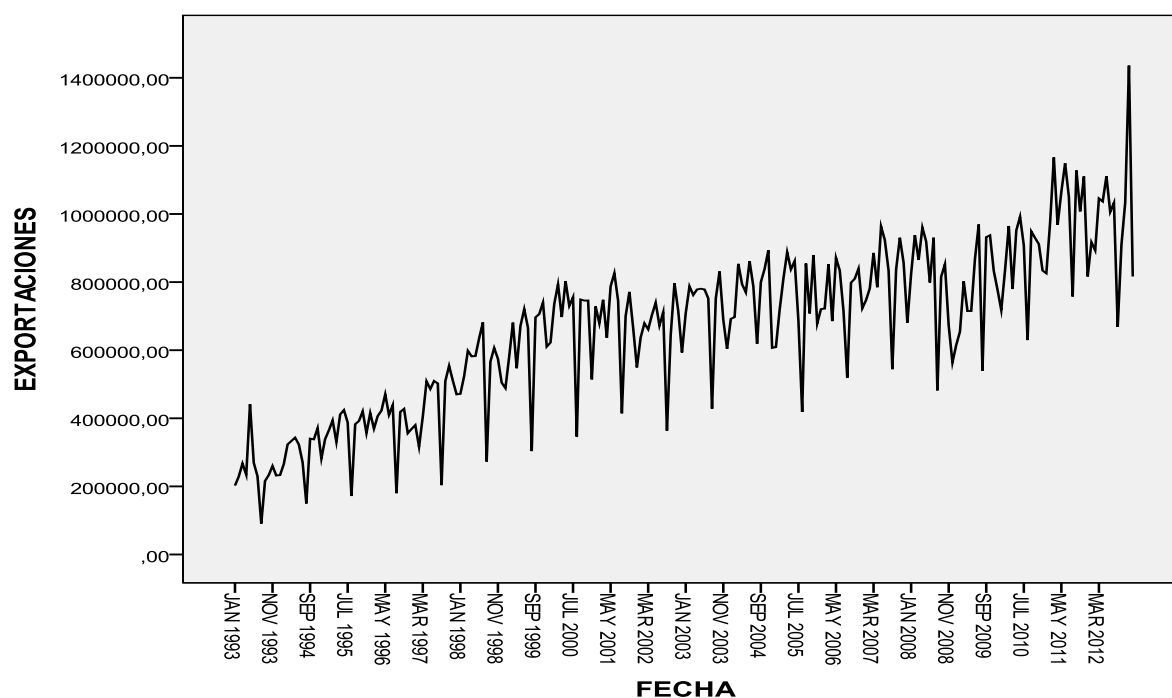


Analizando nuestra serie anualmente, desde el año 1993, se puede observar un crecimiento continuo de las exportaciones, siendo los picos más altos en los últimos años (2011 y 2012).

2. ANÁLISIS DE LA SERIE DE EXPORTACIONES

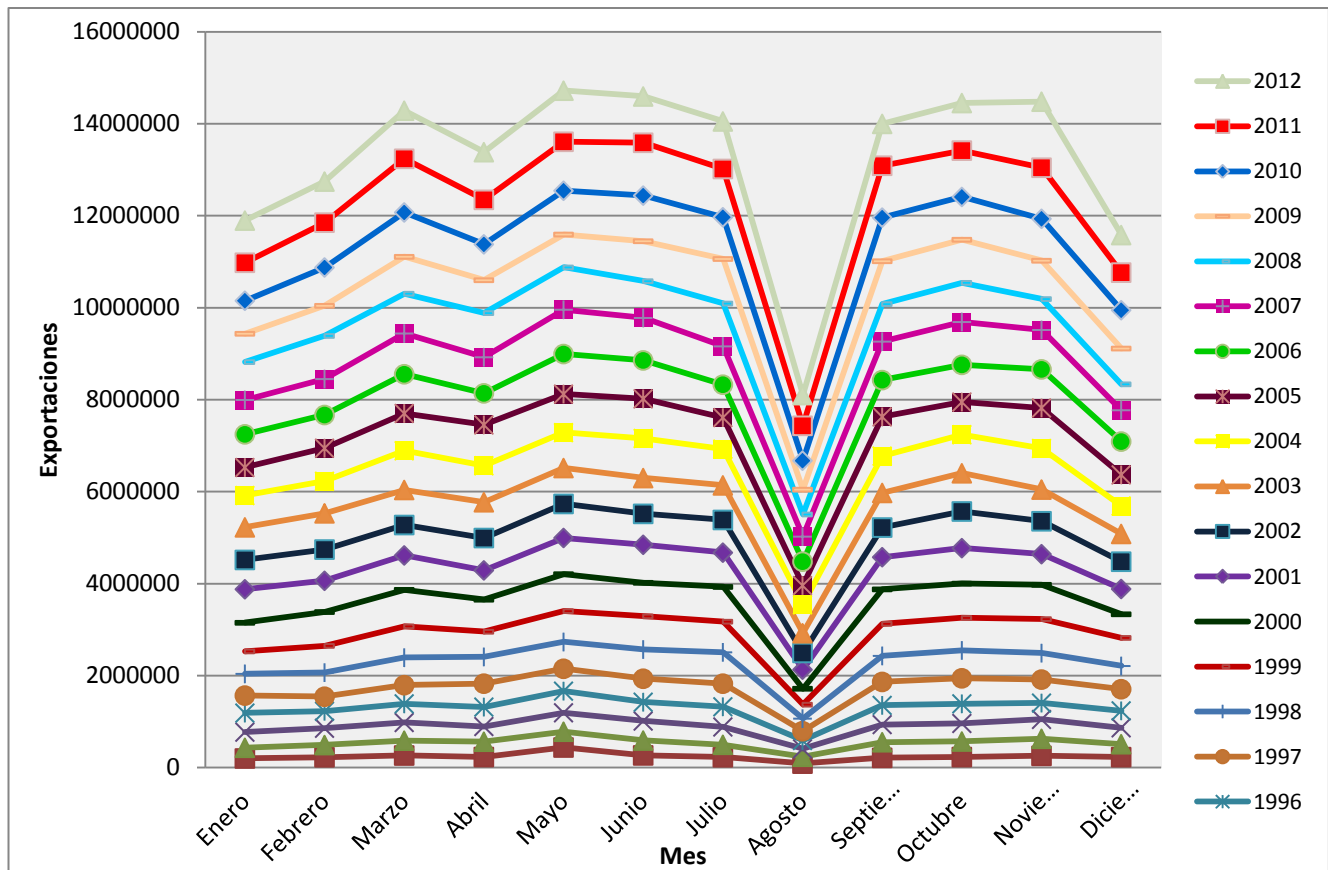
La mejor forma de comenzar a analizar los datos de una serie temporal es representar las observaciones en el tiempo a fin de detectar las características más importantes de la serie, tendencias, patrones estacionales, etc.

A continuación llevamos a cabo la representación gráfica de nuestra serie (EXPORTACIONES), con lo que pretendemos identificar algún tipo de patrón de comportamiento que permita plantear hipótesis sobre la estacionalidad y el ciclo. Se intentará detectar la existencia de outliers o valores atípicos de la serie, que nos puedan dar una idea de algún error a la hora de la recolección de los datos o incluso de detectar fenómenos imprevistos de algún impacto sobre los valores de la variable de exportación.



Ya estaría creada nuestra gráfica, en ella podemos apreciar que en los primeros años, entre enero de 1993 hasta el 2000 los valores se van incrementando rápidamente hasta llegar cerca de los 800 millones de euros, a continuación los valores empiezan a crecer más lentamente llegando cerca de los 1.000 millones de euros hasta el finales del 2010, al final de la serie (en los años más actuales) el crecimiento es mucho más notable, llegando en solo dos años a los 1.400 millones de euros en exportaciones.

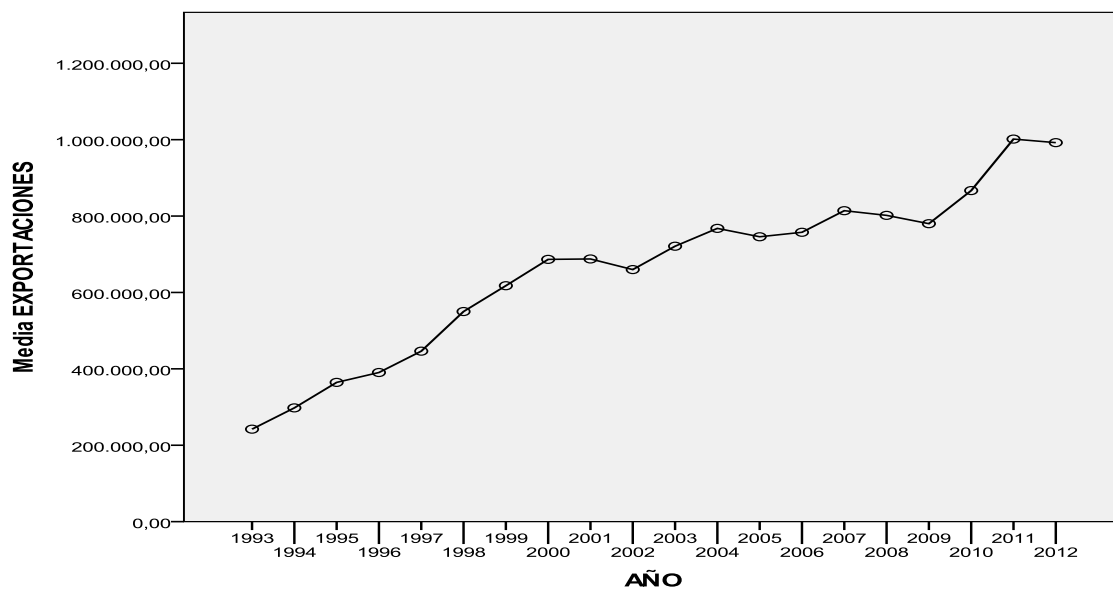
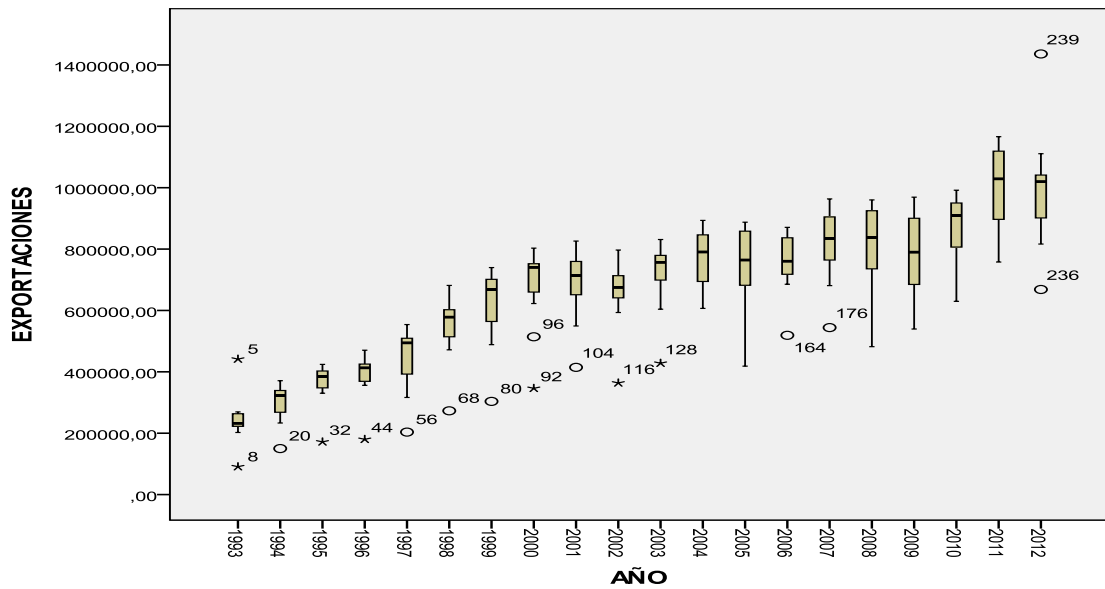
A continuación se representa la serie de exportaciones por años, analizando su evolución mensualmente conforme la serie avanza en el tiempo:



Mensualmente se puede comprobar que el comportamiento de la serie de exportaciones cada año es muy similar, únicamente se diferencia cada año en que aumentan las exportaciones pero casi con el mismo comportamiento, quedando evidenciado que en el mes de agosto existe un mínimo en la serie y conforme van aumentando los años, las exportaciones también lo hacen y sin embargo es mayor la caída de éstas en el mes de agosto.

➤ **Análisis de la Tendencia de la Serie de Exportaciones:**

A continuación pasaremos a estudiar el nivel de la serie. Intentando encontrar patrones y conocer la tendencia de la serie. Para ello, realizaremos unos diagramas de cajas junto con el gráfico de la media de la serie, anualmente.

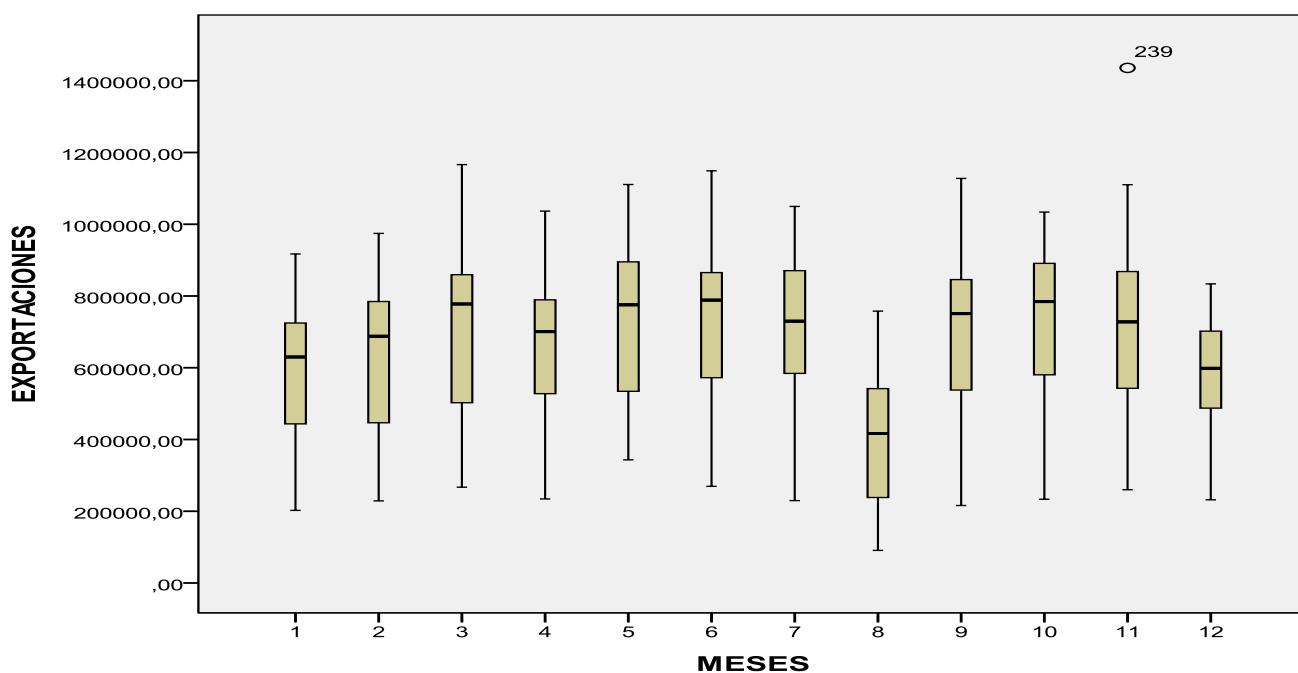


Tanto el gráfico de la media de las exportaciones por año, como el gráfico de diagrama de cajas, llegamos a la conclusión de que el nivel no es constante la serie presenta tendencia creciente.

➤ Análisis de la Estacionalidad de la serie de Exportaciones

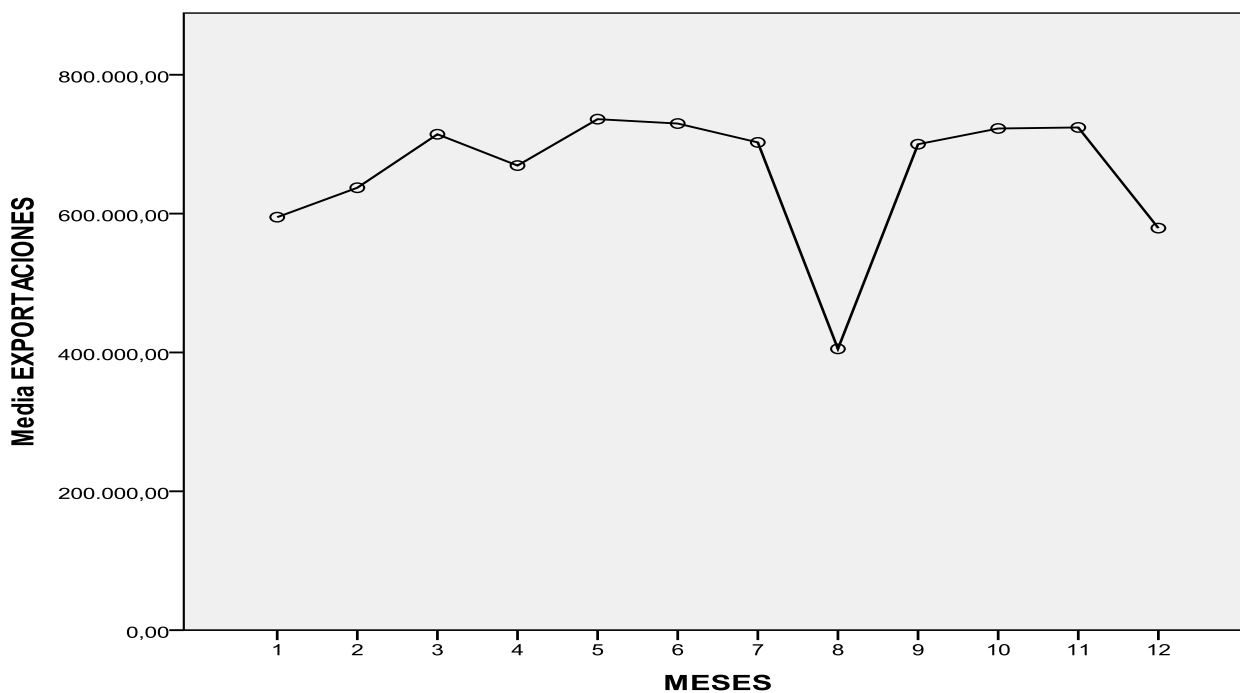
Se podrá decir que la serie es estacional si observamos en ella un patrón sistemático que se repite periódicamente. El gráfico de secuencia se puede intuir un comportamiento estacional, pasamos a continuación a estudiar el comportamiento estacional a través del diagrama box-plot de cada uno de los meses del año, ya que tenemos nuestra serie de exportaciones con las observaciones mensuales.

Tras los análisis anteriores, los distintos gráficos realizados a la serie de exportaciones, se puede observar un patrón similar que se repite año tras año. Con evidentes disminuciones de las exportaciones en Agosto y disminución más moderada en diciembre.



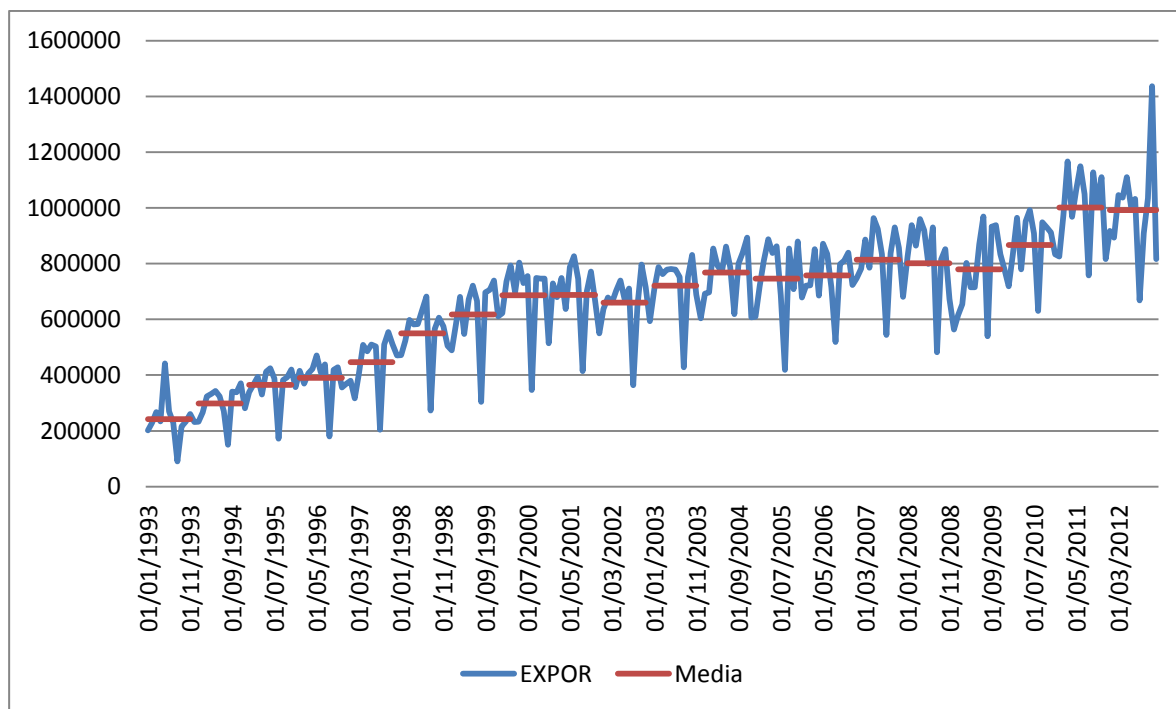
En la serie se puede observar, tal como nos pareció en el gráfico de secuencia, la presencia de un valle en agosto y otro menos pronunciado en diciembre, épocas en las que se puede identificar con periodos vacacionales, donde el personal de las empresas se reduce, y por tanto la actividad.

También se puede ver que existe mucha variabilidad (las cajas de los diagramas box-plot son grandes), lo que provoca que se observe peor qué es lo que ocurre. Esta variabilidad en parte es debida a la tendencia, puesto que en el diagrama de cajas de, por ejemplo, el mes de enero, se recogen tanto los datos de exportaciones de enero de 1993: 202. 319 miles de euros, como los de enero de 2012 que son 917.152 miles de euros.



Si realizamos una representación gráfica de la media de las exportaciones mensualmente, de nuestra serie, se ve claramente lo que ya habíamos comentado con el diagrama box-plot.

El aumento de la media es paulatino, hasta 2011 donde se produce un descenso para volver a aumentar y estabilizarse hasta los últimos años que se produce un crecimiento.

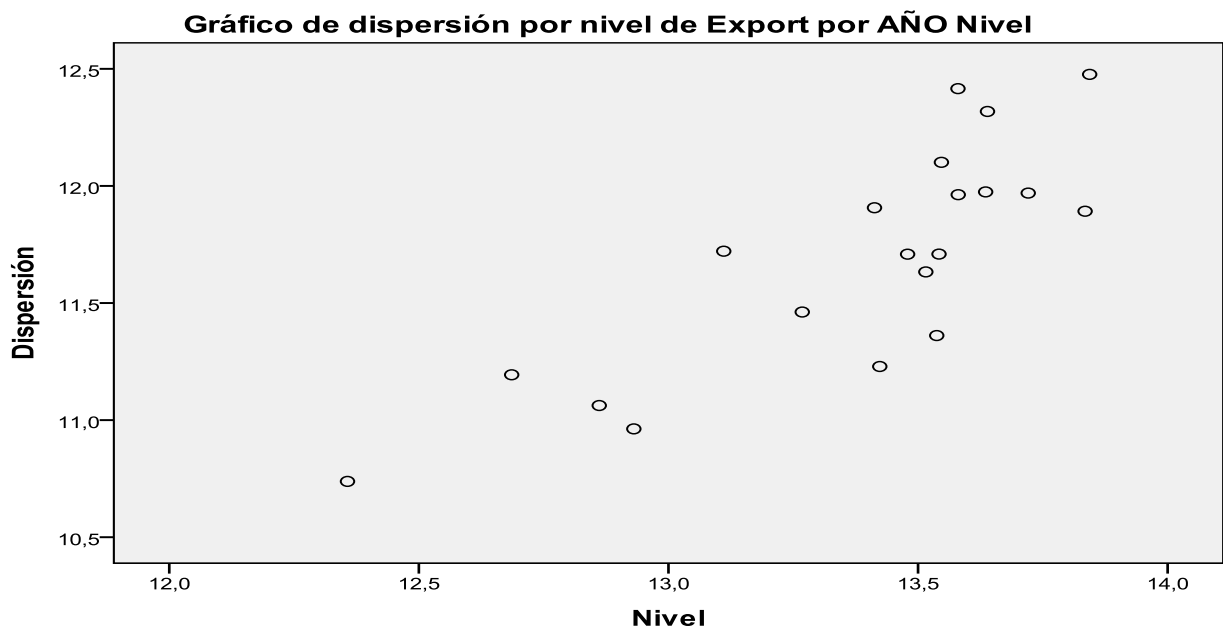


➤ Análisis de la variabilidad de la serie de Exportaciones

Se estudia la variabilidad de la serie, para conocer si los componentes de la serie se combinan de forma aditiva o de forma multiplicativa.

- Modelo Aditivo: El crecimiento debido a la estacionalidad siempre es el mismo aunque exista tendencia creciente o decreciente.
- Modelo Multiplicativo: La crecimiento debido a la estacionalidad aumenta o disminuye conforme la tendencia crece o decrece.

A continuación realizamos un gráfico de dispersión. Este gráfico es un diagrama de dispersión en el que se representa el logaritmo neperiano de la diferencia entre los percentiles 80 y 20 (medida de la dispersión) de cada uno de los períodos considerados en la serie.



* Gráfico de LN de dispersión por LN de nivel

Inclinación = 1,011 Potencia para transformación = -,011

En el gráfico podemos ver que existe una dependencia entre variabilidad y nivel, aunque no es excesivamente clara. La variabilidad crece con el nivel, es decir, que cuanto mayor es el nivel correspondiente a un año de la serie mayor es su variabilidad. Esto también se podía observar en el diagrama de cajas por año, cuanto mayor es el nivel (línea central que representa la mediana) mayor es la caja.

Otra forma de conocer si realmente el modelo es el multiplicativo analizando las desviaciones típicas de cada año junto con sus medias:

Resúmenes de casos

EXPORTACIONES

ANO	Media	Desv. típ.
1993	242054,717	78131,0735
1994	297786,6765	61390,3842
1995	364542,5405	67728,1053
1996	390399,3813	73618,2938
1997	446313,859	102116,521
1998	550018,0103	103865,832
1999	617650,5801	124469,299
2000	686584,1745	133063,187
2001	687676,3755	113518,927
2002	659856,5821	107085,055
2003	721042,8146	109112,188
2004	767737,1128	94377,415
2005	745800,6983	138845,865
2006	757518,5476	98394,2144
2007	814080,0609	117814,71
2008	801805,5305	152821,224
2009	780016,1161	136236,661
2010	866716,3667	110746,988
2011	1001537,298	137954,233
2012	992207,5024	185202,492
Total	659567,2472	238657,702

De forma general se puede comprobar que es más frecuente que las desviaciones típicas de cada año crezcan a medida que crece el valor medio, lo cual es indicio de que el patrón de agregación de las componentes de la serie puede ser multiplicativo.

Por todo lo anterior el modelo que vamos a utilizar es el multiplicativo.

3. MODELO SUAVIZADO DE HOLT-WINTERS

i. *Ajuste de la Tendencia y Descomposición Estacional*

A continuación vamos a intentar modelar la tendencia (que hasta el momento hemos comprobado que es creciente) mediante una media móvil. Una vez quitada la tendencia mediante el SPSS, se calculan las componentes estacionales.

Pasamos a determinar la tendencia, mediante el método de las medias móviles.

La serie a analizar (EXPORTACIONES), recoge conjuntamente la evolución coyuntural y las variaciones estacionales. Para poder analizar la serie, vamos a separar estas variaciones (tendencia y componentes estacionales). La media móvil separa la tendencia, después el componente estacional. Vamos a partir del supuesto de utilización del esquema multiplicativo.

Los coeficientes de variación estacional indican el valor en que aumenta o disminuye la tendencia a causa del componente estacional. Para que estos coeficientes no modifiquen la serie anual siempre deberán sumar 0, en el esquema aditivo.

Los índices de variación estacional recogen el incremento o la disminución porcentual que el componente estacional produce en cada estación anual. Estos índices no deben incidir sobre la serie anual, por lo tanto, su promedio anual siempre debe ser igual a 1 (o 100 si está expresado en tanto por ciento), en el esquema multiplicativo.

SPSS, calcula estos coeficientes por el método de descomposición.

- Estimación del componente extraestacional (Tendencia-Ciclo) con una media móvil de orden k , siendo k el número de períodos estacionales que presenta la serie ($k=12$ si las observaciones son mensuales, $k=4$ si son trimestrales, etc.)
- Estimación de las variaciones estacionales específicas de cada período dividiendo (o restando) la serie por la media móvil
- Estimación de las variaciones estacionales netas u obtención del IVE eliminando las fluctuaciones irregulares observadas en cada período; para ello se toma el valor mediano de las variaciones específicas de cada período estacional por separado y se corrigen de forma que su promedio no afecte a la serie anual.

Las variables que calcula SPSS son:

- ❖ **STC**: Recoge la componente tendencia ciclo resultante de aplicar un análisis de la tendencia utilizando el método de la media móvil. El comando Descomposición estacional permite por lo tanto la determinación de la tendencia a través del método de la media móvil cuando el valor de p es igual al número de subdivisiones que se realicen dentro del año
- ❖ **SAF**: Recoge los factores de estacionalidad de la serie los cuales se repiten cada 12 veces debido a que se dispone de una serie anual. Estos también se presentan en el visor de resultados.

- ❖ **SAS:** Recoge los valores de la serie desestacionalizada y se calcula por la diferencia entre los valores de la serie y los factores de estacionalidad en el caso de que el esquema sea aditivo y por el cociente en el caso de que el esquema sea multiplicativo.
- ❖ **ERR:** Contiene la componente residual o errática de la serie. Es posible su cálculo utilizando el resto de las componentes si se tiene en cuenta el esquema de composición de la misma.

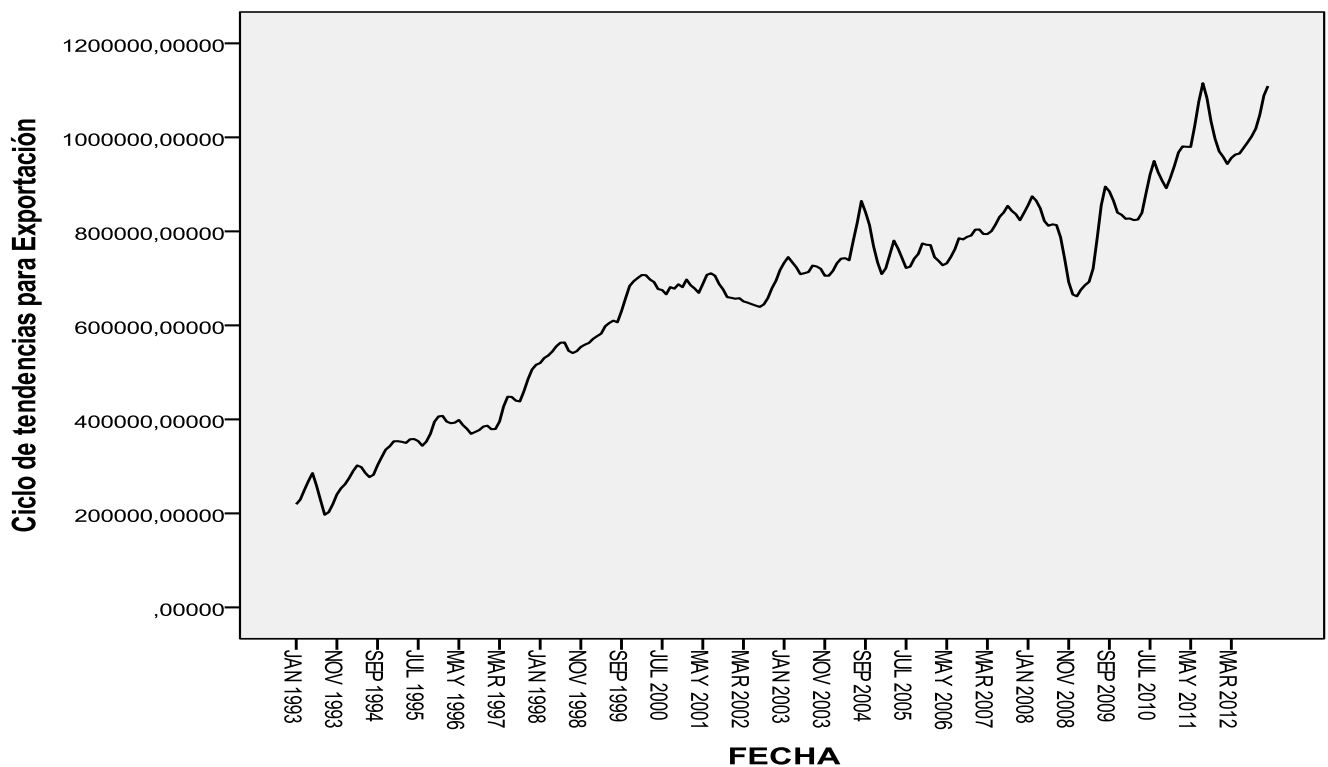
Pasamos a continuación a ver los factores de estacionalidad, únicamente hemos plasmado en la tabla el año 1993, ya que los factores se repiten durante todos los años.

Año	Mes	Factores Estacionalidad
1993	1	0,93583
1993	2	0,99305
1993	3	1,10509
1993	4	1,03666
1993	5	1,12406
1993	6	1,11426
1993	7	1,06102
1993	8	0,5735
1993	9	1,05796
1993	10	1,08353
1993	11	1,04599
1993	12	0,86904

La interpretación que se puede obtener de los factores de estacionalidad (o índice de variación estacional), es que todos están muy próximos a 1. Tenemos que los valores que están por debajo de 1, son aquellos meses donde las exportaciones toman valores inferiores a la tendencia media, (enero, febrero, agosto y diciembre). El componente estacional tiene mayor repercusión en el mes de mayo incrementando en algo más de 12%, mientras que el mes de agosto es cuando se produce el mayor decremento de las exportaciones debido a la estacionalidad, reduciéndose cerca del 43%.

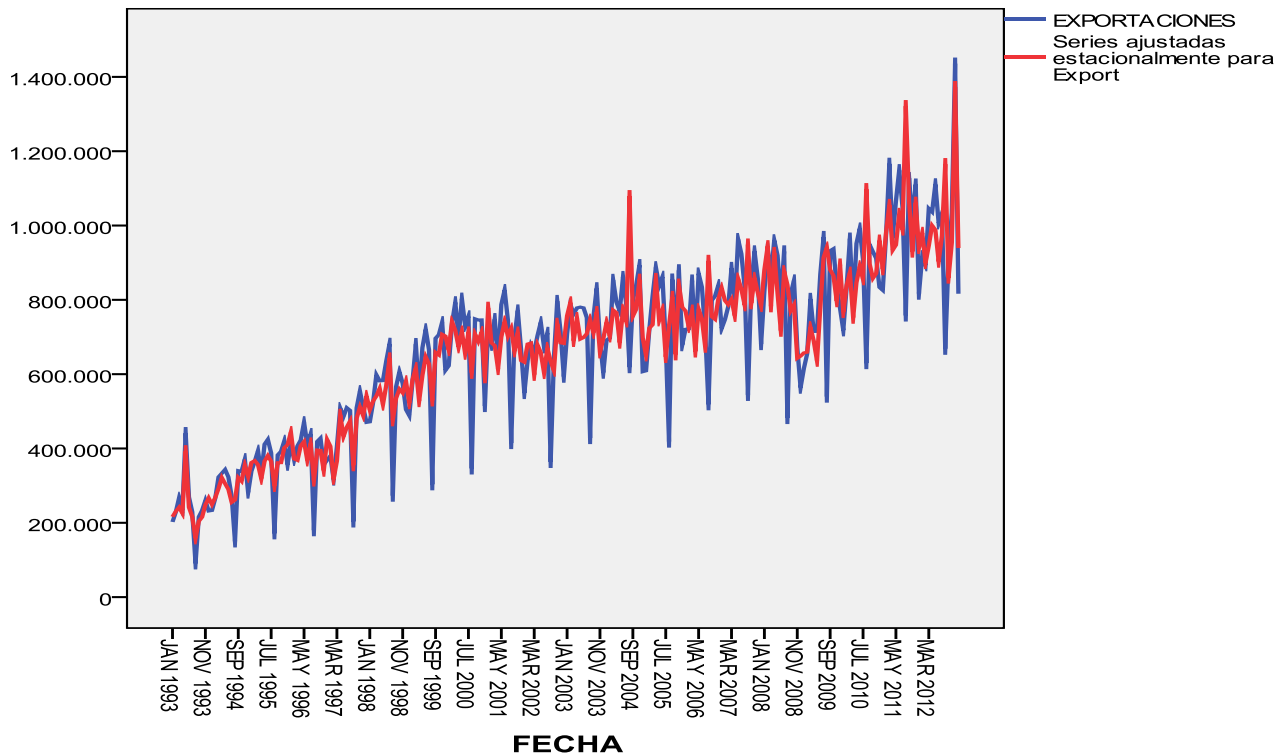


A continuación pasamos a representar la tendencia que hemos modelados mediante una media móvil:



La Serie Estacional, se calcula por el cociente entre los valores de la serie y los factores de estacionalidad, por estar utilizando un esquema multiplicativo.

A continuación representamos gráficamente la serie estacional junto con la serie origina:



A continuación vamos a realizar un modelo de Holt-Winter (suavizado exponencial). Con nuestra serie de exportaciones sin ninguna descomposición ni transformación.

ii. *Modelo suavizado exponencial simple*

El modelo suavizado exponencial simple, es una técnica útil para suavizar una serie de tiempo.

- Suprime las fluctuaciones a corto plazo y suaviza la serie.
- Realiza una media ponderada de los valores previos con mayor peso para las observaciones recientes.
- No hay tendencia ni estacionalidad

Está indicado cuando hay gran aleatoriedad en los datos.

✓ *Método Holt - Winter (Multiplicativo)*

El suavizado exponencial lineal de Holt, es una extensión del suavizado exponencial, introduciendo un factor tendencia. Sin embargo no hay estacionalidad.

El método de Holt-Winter es una extensión del suavizado exponencial de Holt que tiene en cuenta la estacionalidad. Por lo tanto introduce tanto la tendencia como la estacionalidad.

Estadísticos del modelo

Modelo	Número de predictores	Estadísticos de ajuste del modelo							
		R-cuadrado estacionaria	R-cuadrado	RMSE	MAPE	MAE	MaxAPE	MaxAE	BIC normalizado
EXPORTACIONES-Modelo_1	0	0,481	0,911	71587,27	8,233	51847,5	37,264	442713,8	22,426

MAPE (error absoluto porcentual promedio), es una medida que indica cómo varía una serie dependiente respecto al nivel pronosticado por el modelo y proporciona una indicación de la incertidumbre de las predicciones. La incertidumbre media de la predicción del modelo ronda el 8%.

MaxAPE (error absoluto máximo porcentual), la incertidumbre máxima está en torno al 37,26%.

Por tanto, la incertidumbre media de la predicción del modelo no es excesivamente mala si el peor escenario está sobre el 37%.

El R-cuadrado está cercano a la unidad indica un ajuste bueno.

Estadísticos del modelo

Modelo	Ljung-Box Q(18)			Número de valores atípicos
	Estadísticos	GL	Sig.	
EXPORTACIONES-Modelo_1	35,749	15	0,002	0

El estadístico Ljung-Box nos permite analizar si existe o no autocorrelación, en este caso si existen evidencias significativas para rechazar la hipótesis nula, por lo que los residuos presentan autocorrelación.

Parámetros del modelo de suavizado exponencial

Modelo		Estimación	ET	t	Sig.
EXPORTACIONES-Modelo_1	Alpha (Nivel)	0,222	0,039	5,763	0
	Gamma (Tendencia)	0,001	0,016	0,063	0,95
	Delta (Estación)	0,211	0,045	4,647	0

La estimación de los parámetros del modelo de suavizado exponencial, nos muestra la tendencia significativa.

Las tablas corresponden a una descripción del modelo, es un resumen de las características del modelo aplicado.

El modelo quedaría de la forma:

$$L_T = \alpha(Y_t/S_{t-s}) + (1 - \alpha) (L_{t-1} + b_{t-1}) = 0,222 (Y_t/S_{t-s}) + 0,778(L_{t-1} + b_{t-1})$$

$$b_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta) b_{t-1} = 0,001(L_t - L_{t-1}) + 0,999 b_{t-1}$$

$$S_t = \gamma(Y_t/L_t) + (1 - \gamma) S_{t-s} = 0,211(Y_t/L_t) + 0,789 S_{t-s}$$

$$F_{t+m} = (L_t + b_t m) S_{t-s+m}$$

Siendo s la estacionalidad o número de estaciones en un ciclo, en nuestro caso 12. Utilizamos el modelo para calcular las predicciones para el año 2013.

PREDICCIONES E INTERVALOS DE PREDICCIÓN

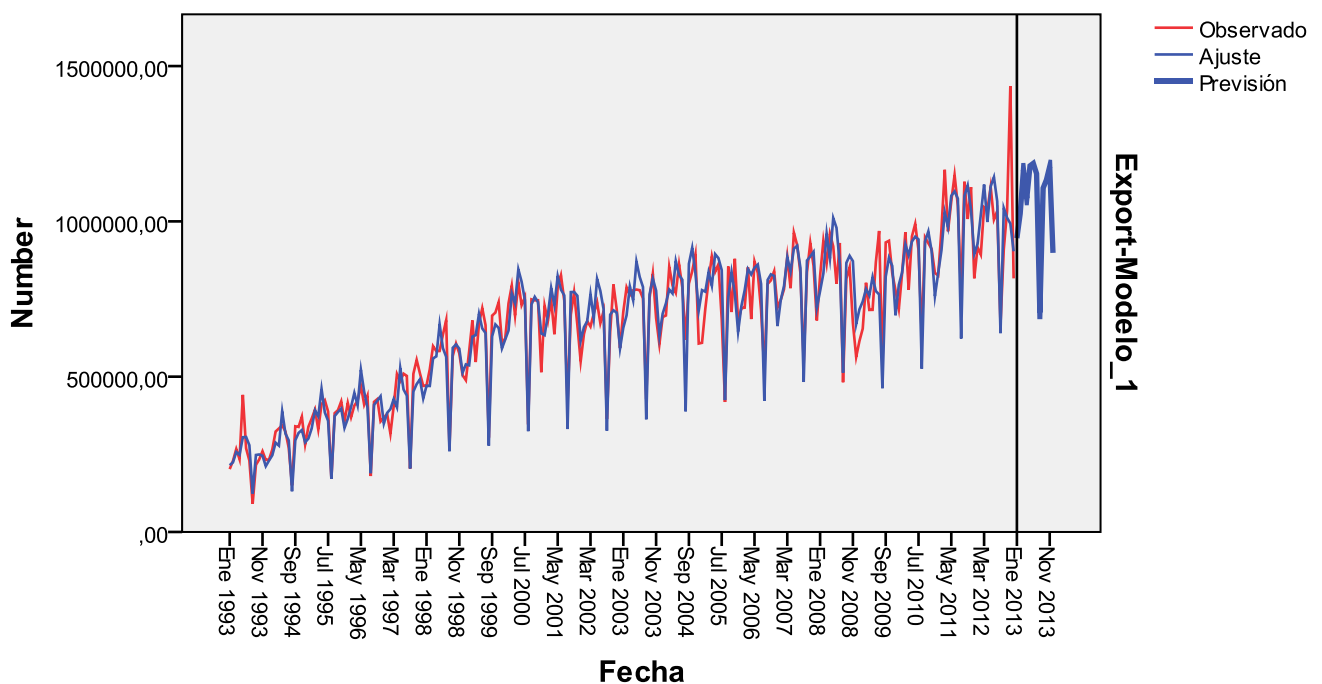
Modelo	Ene 2013	Feb 2013	Mar 2013	Abr 2013	May 2013	Jun 2013
EXPORTACIONES- Previsión	946050,14	1024713,46	1166189,47	1073724,51	1178917,14	1186757,44
Modelo_1						
LCS	1087078,78	1169756,80	1316653,46	1225521,99	1336580,93	1347689,62
LCI	805021,49	879670,11	1015725,47	921927,03	1021253,34	1025825,26

PREDICCIONES E INTERVALOS DE PREDICCIÓN

Modelo	Jul 2013	Ago 2013	Sep 2013	Oct 2013	Nov 2013	Dic 2013
IMPORTACIONES- Previsión	1153385,95	706433,34	1107275,38	1133640,76	1176466,73	898590,73
Modelo_1						
LCS	1316086,49	857156,12	1278212,74	1308748,77	1356766,69	1065317,45
LCI	990685,41	555710,56	936338,01	958532,74	996166,76	731864,02

Para cada modelo, las predicciones comienzan después del último valor no perdido del rango del período de estimación solicitado y finalizan en el último período para el que hay disponibles valores no perdidos de todos los predictores o en la fecha de finalización del período de predicción solicitado, lo que ocurra antes.

Gráficamente la previsión quedaría:



Los últimos datos ofrecidos por aduanas de exportaciones son de abril de 2013, por lo que se puede realizar una comparativa entre los valores que ha predicho el modelo.

Fecha	Exportaciones	Previsión	% Var
Enero de 2013	938.709,07	946.050,14	0,78
Febrero de 2013	877.478,99	1.024.713,46	16,78
Marzo de 2013	1.098.105,08	1.166.189,47	6,20
Abril de 2013	1.128.339,75	1.073.724,51	-4,84

Las previsiones para el mes de enero son muy acertadas, para febrero como para marzo se ha predicho por encima del valor real en un 17% y 6% respectivamente, mientras que para abril, se ha predicho un valor menor al real, en un 5%.

El mes de febrero es la única predicción que sale fuera de los límites de confianza al 95% predicho por el modelo, los resultados predichos por el modelo son aceptables.

4. MODELOS PROPUESTOS BOX Y JENKINS

A continuación procedemos a encontrar un modelo de la familia ARIMA que se ajuste a los datos para lo cual utilizaremos la metodología de Box-Jenkins.

La metodología consta de las siguientes fases:

- Identificación

Consiste en elegir uno o varios modelos competitivos dentro de la clase de los modelos ARIMA que inicialmente pueden representar de forma adecuada el comportamiento de la serie.

Dentro de esta etapa, debemos primero proceder al análisis de la estacionariedad de la serie, es decir comprobar que ésta tenga una media y una varianza constantes en el tiempo. En esta fase decidiremos si se transforma la serie para conseguir estacionariedad, si se debe incluir el término constante cuando d sea mayor o igual que uno y seleccionar los órdenes p y q .

Tras este estudio se identificarán los modelos, con su correspondiente estudio.

- Estimación

Consiste en Estimar todos los parámetros de cada uno de los modelos identificados en la fase de Identificación.

- Diagnósis

Consiste en determinar si los modelos identificados y estimados, son adecuados para representar a los datos.

Aquel modelo que presente deficiencias en esta etapa debe ser descartado.

- Predicción y validación.

Consiste en realizar predicciones de valores futuros de la serie por medio de los modelos seleccionados.

En el supuesto de que aparezcan deficiencias en la predicción debemos desechar el modelo que los contenga (validación por predicción)

Identificación del Modelo

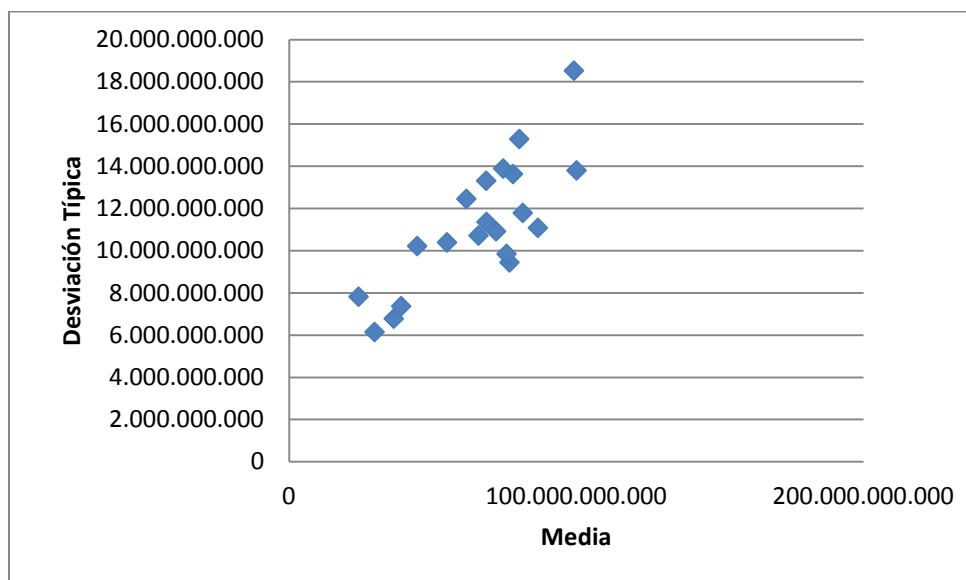
Comenzaremos estudiando la estacionariedad de la serie, ya se ha comprobado la tendencia creciente existente en la serie de Exportaciones y por lo tanto sabemos que la serie es no estacionaria en media, esta tendencia puede eliminarse tomando diferencias regulares.

Lo primero a realizar es determinar la transformación para estabilizar la varianza y después estudiaremos qué transformación realizar para estabilizar la media.

En la representación gráfica de la serie de exportaciones se observa que la variabilidad no es constante, conforme va pasando el tiempo incluso más bien cuando cambia el nivel de la serie.

Para confirmar esta impresión que nos da el gráfico de secuencia de la serie, vamos a realizar un gráfico entre la medida de variabilidad, como la desviación típica, y una medida del nivel, como la media loca.

Relación entre la desviación típica y la media de cada año para la serie de exportaciones:

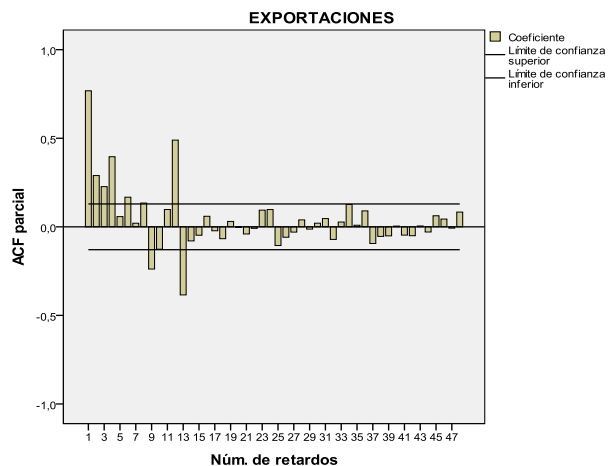
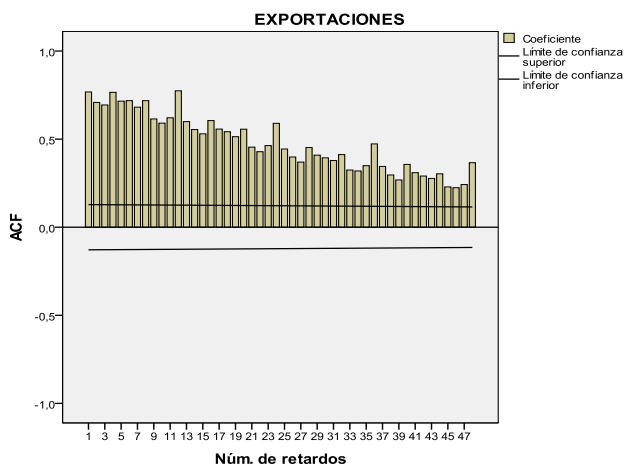


Se presenta en el gráfico la desviación típica de cada año como función de la media del año y puede verse que existe una dependencia del tipo lineal entre ambas variables.

Vamos a realizar la transformación logarítmica, la varianza de la serie crece, de forma más o menos continuada, por lo que puede estabilizarse tomando logaritmos neperianos. Con la transformación logarítmica, además de inducir la estacionariedad en varianza también induce normalidad en los datos.

Además el lento crecimiento observado a continuación en la FAS (clásica forma de peine) indica que la diferenciación es imprescindible.

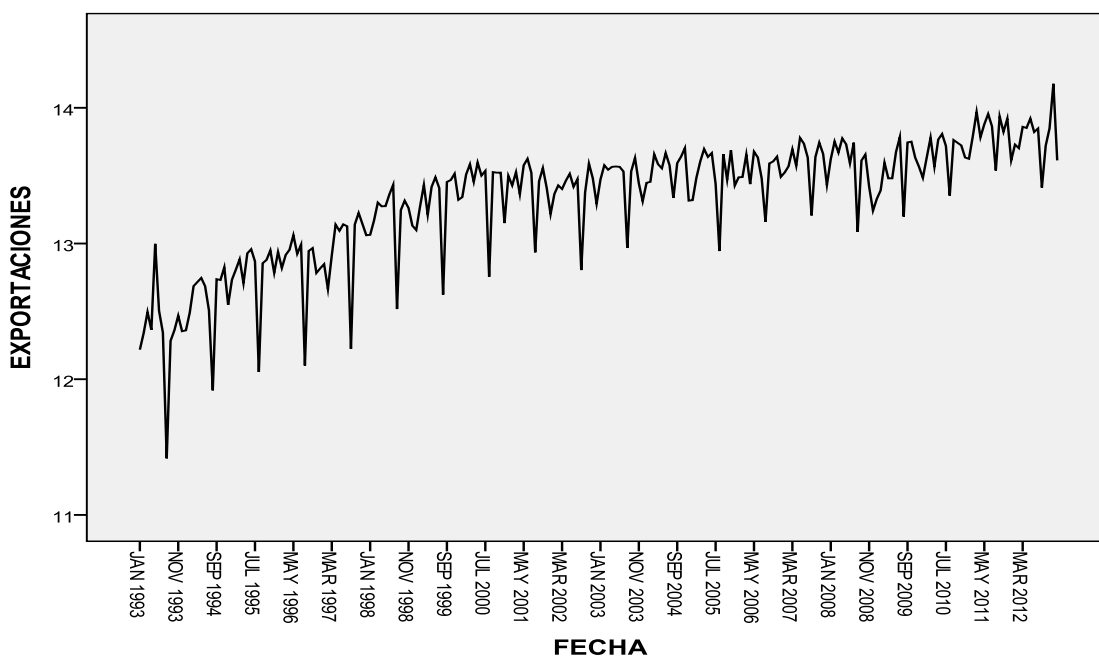
Gráficamente en la FAS no se puede decir que decrece exponencialmente, como es de esperar en una serie estacionaria, debido a unos picos que sobre salen dentro de la tendencia decreciente de la serie.



En este caso el primer retardo es el más alto.

Como ya adelantamos anteriormente procedemos a realizar una transformación logarítmica y estudiaremos si realmente provoca una mejora en los datos.

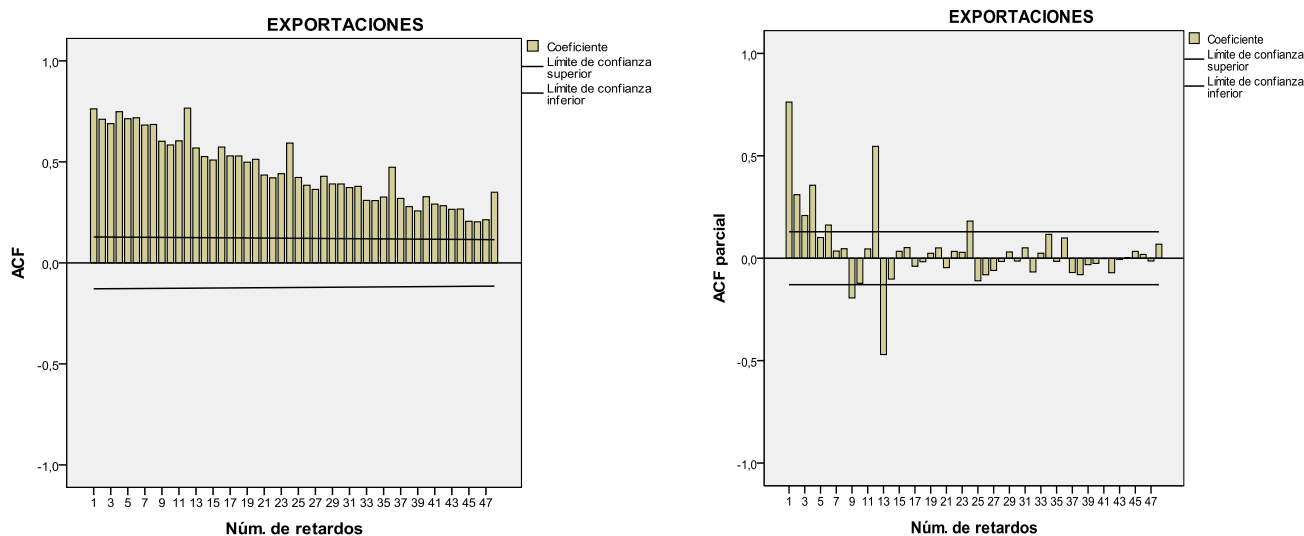
Con la transformación, obtenemos el siguiente gráfico de secuencia:



Transformaciones: log natural

Al aumentar la variabilidad de la serie con el nivel de la serie de forma lineal, tomando logaritmos se consigue una serie con variabilidad constante, gráficamente la serie en logaritmos confirma este hecho.

Una vez realizada la transformación estabilizadora de la varianza, una transformación logarítmica. Para estabilizar la media de la serie decidiremos si es necesario diferenciar la serie, vamos a realizar la representación gráfica de la serie y en la función de autocorrelación (FAS y FAP), de los datos transformados.



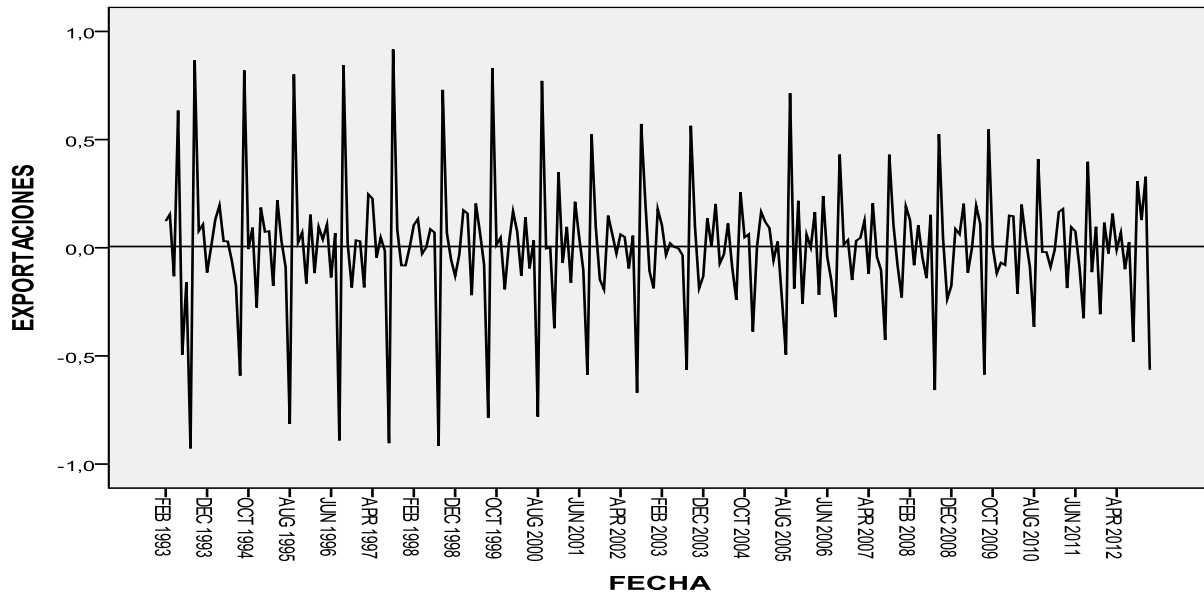
Ambos gráficos nos muestran que las autocorrelaciones de los datos transformados decrecen muy lentamente, en forma global, aunque sigue ocurriendo lo mismo que antes, existen unos picos significativos que no terminan de hacer que la serie sea decreciente en todo su recorrido. La ACF parcial en el primer retardo tiene un valor muy alto comparado con los demás retardos indicio de no estacionariedad y la necesidad de diferenciar la serie.

Normalmente diferencias de primer orden o segundo orden son suficientes ($d=1,2$), realizamos una transformación de orden 1.

Se debe tener en cuenta que las consecuencias de una diferenciación innecesaria son menos graves que no diferenciar. Siempre es conveniente representar la serie una vez diferenciada para comprobar su comportamiento.

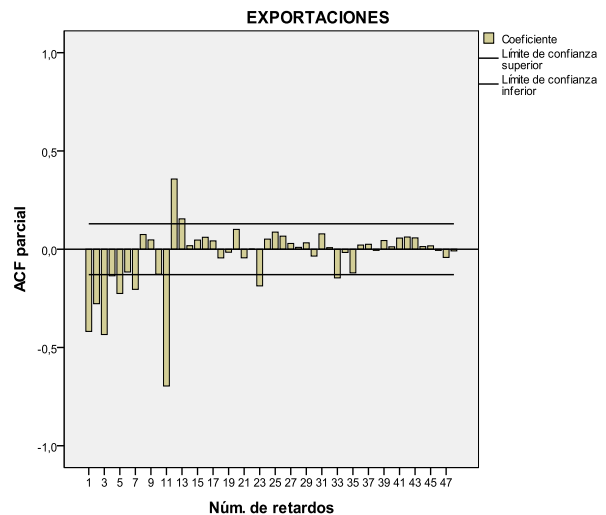
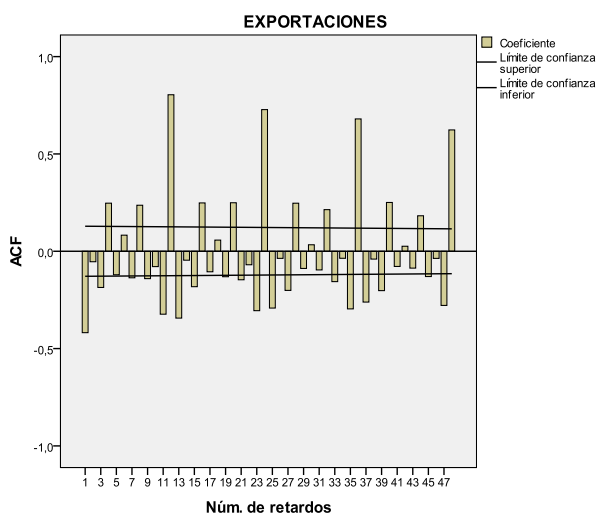
Llevamos a cabo una diferenciación regular de primer orden ya que la ACF parcial en el primer retardo tiene un valor muy alto comparado con los demás retardos.

Al tomar diferencias se elimina la tendencia de la serie, haciéndola estacionaria.



Transformaciones: log natural, diferencia(1)

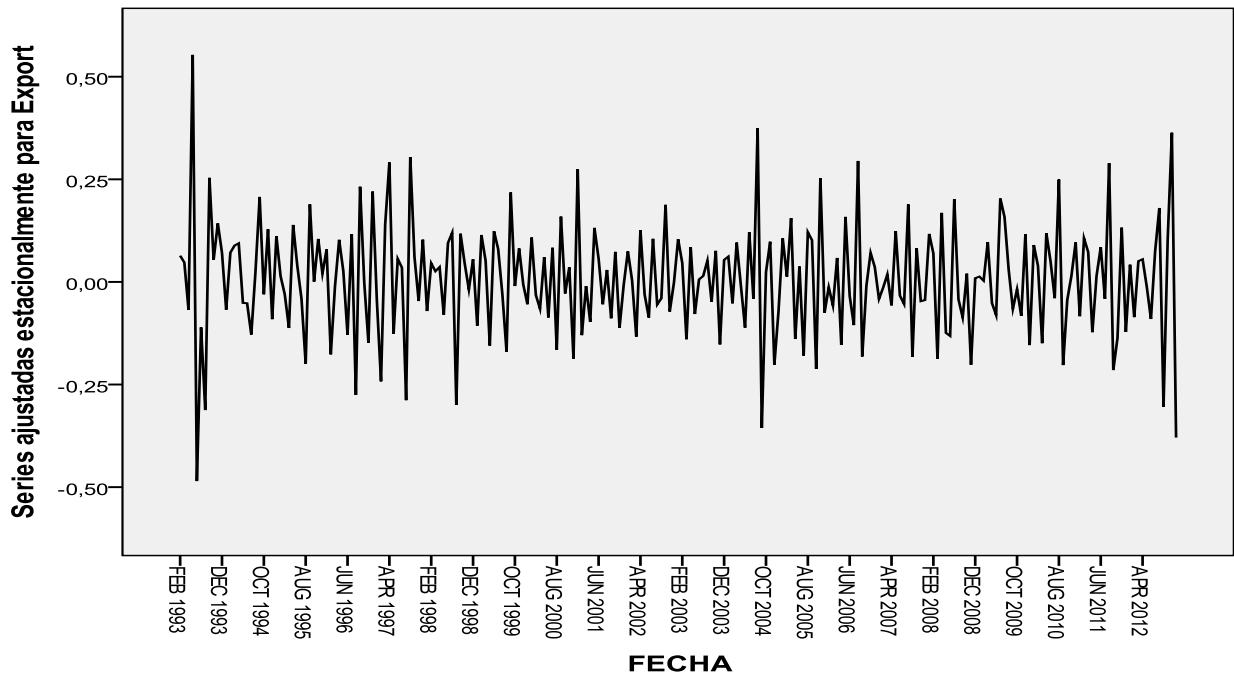
Tras la primera diferenciación del logaritmo de la serie de exportaciones, vamos a calcular a continuación las FAS y la FAP.



Observando la FAS muestral de la serie del logaritmo de la serie de exportaciones, con una diferencia regular, se observan que existen correlaciones altas y persistentes en los retardos estacionales (12, 24 y 36), esto sugiere la necesidad de tomar una diferencia estacional para obtener una serie estacionaria.

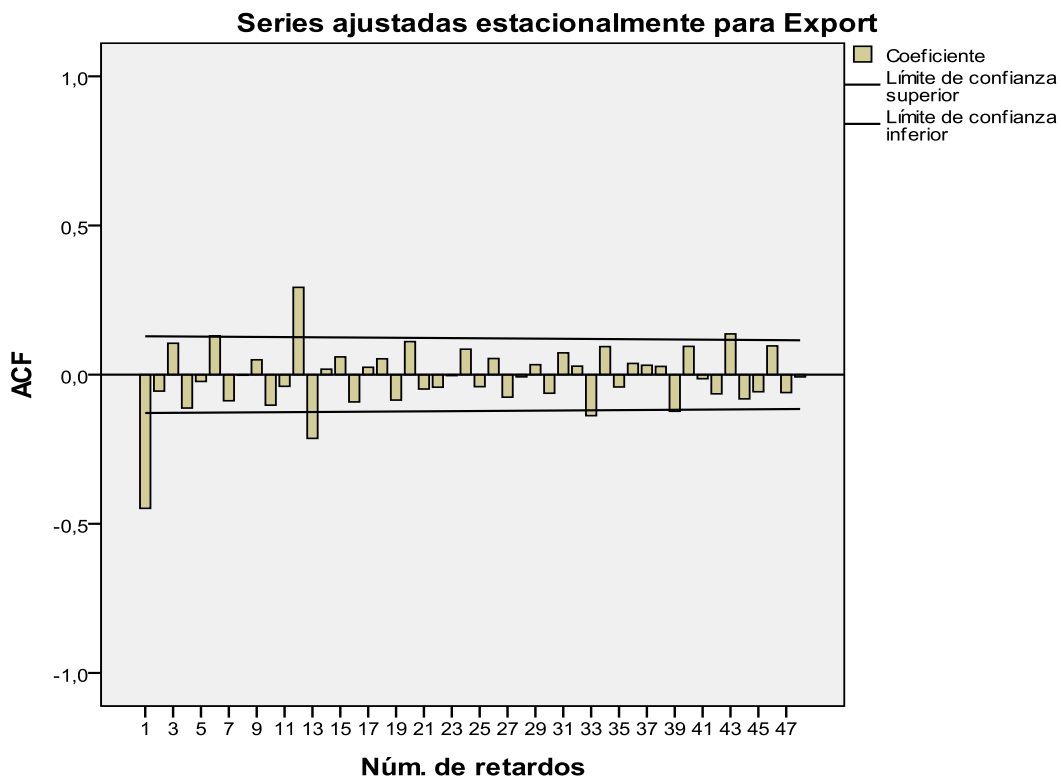
La FAP también presenta picos significativos en el retardo 12 y en los adyacentes. Por lo tanto parece ser necesaria una diferenciación estacional con período 12.

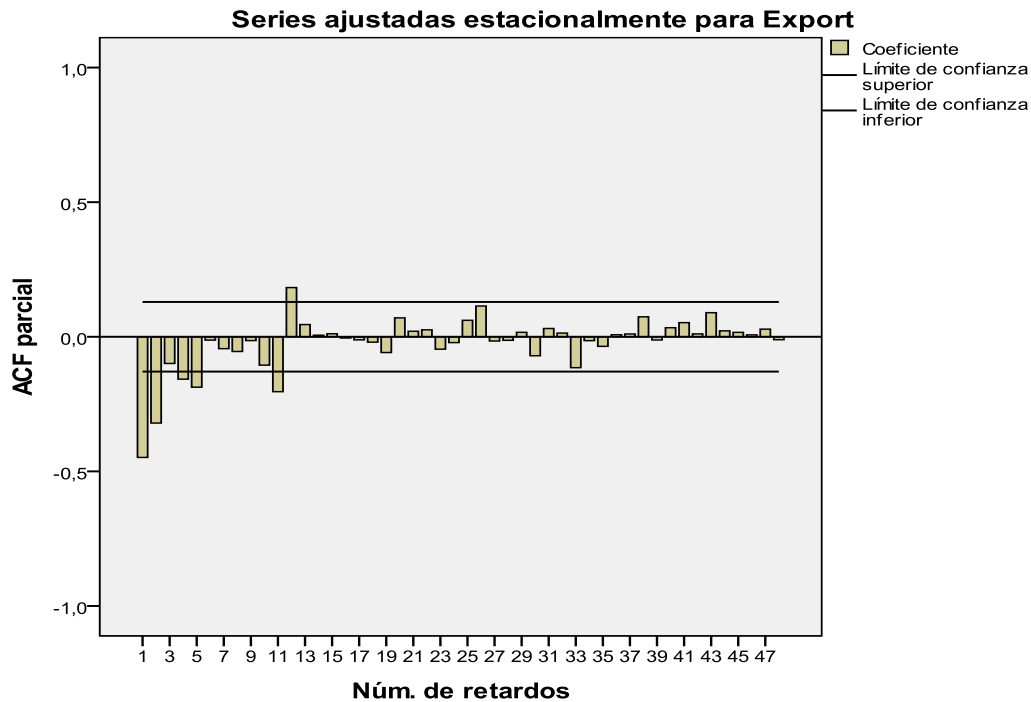
Diferenciación estacional:



Transformaciones: log natural, diferencia(1)

Esta es la serie resultante después de haber diferenciado una vez regularmente y otra estacionalmente con período 12, y realizado también la transformación logarítmica.





Observando la FAS muestra:

- 1- Un coeficiente significativo (r_1)
- 2- Coeficientes significativos en los retardos estacionales r_{12} y r_{36} .
- 3- Interacción alrededor de los retardos estacionales manifestada en los retardos r_{13} y r_{33} .

La parte regular sugiere un modelo MA(1), ya que hay un solo hay un retardo que corta en los primeros retaros y vemos interacción que produce coeficientes significativos en un retardo alrededor de los retardos estacionales.

La parte estacional es más compleja, la estructura observada es compatible con un AR(1)₁₂ con coeficiente negativo (estructura de decrecimiento con signos alternos) y también con AR más largos o ARMA (1,1)₁₂. (el problema es que solo tenemos tres coeficientes para obtener la estructura)

Observando la FAP de la serie, confirma una estructura MA(1) para la parte regular: se puede observar un decrecimiento geométrico en los primeros retardos y también, una reiteración que se repite después de algunos retardos estacionales. Los dos coeficientes significativos en los retardos estacionales nos hacen ver que puede ser compatible un AR(2)₁₂ o también con un ARMA(1,1)₁₂ y no es descartable un AR(1) estacional.

Por lo que pasaremos a estimar modelos con parte MA(1) para la parte regular y AR(2) o ARMA (1,1) para la parte estacional.

MODELO PROPUESTOS**A) ARIMA(0,1,1)X(0,1,1)₁₂****1.A – Estimación de los parámetros**

Parámetros del modelo ARIMA				Estimación	ET	t	Sig.
EXPORTACIONES- Modelo_1	EXPORTACIONES	Sin transformación	Diferencia	1			
			MA Retardo 1	0,777	0,044	17,517	0
			Diferenciación estacional	1			
			MA, estacional Retardo 1	0,833	0,055	15,122	0

El modelo prescinde de la constante y tiene la siguiente estructura:

$$(1-B)(1-B^{12})z_t = (1-0,777B)(1-0,833B^{12})a_t$$

1.B – Diagnósis del Modelo**✓ Estacionariedad**

Consiste en calcular las raíces del polinomio autorregresivo y de media móvil con objeto de comprobar la hipótesis de estacionariedad e invertibilidad.

$1+0,7772 = 1,60$ (es una cantidad finita, por lo tanto es estacionario).

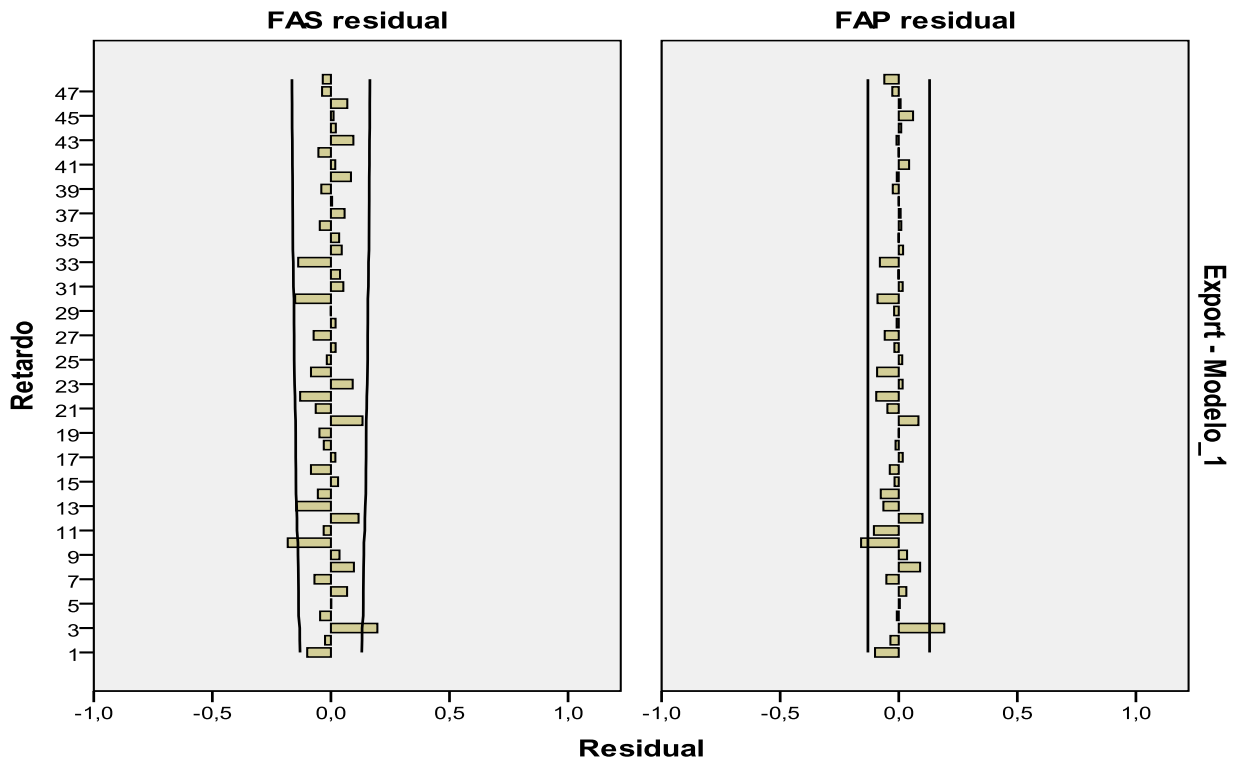
La raíz del polinomio regular es $1,28 > 1$, por lo que también es un proceso invertible.

Las 12 raíces del polinomio estacional, tienen de módulo 1,015, que en valor absoluto es mayor que 1 pero está muy cerca.

Cómo se dan las condiciones tanto en el polinomio regular como en el estacional podemos afirmar que existe estacionariedad.

✓ **Análisis residual**

A continuación pasamos a realizar un análisis de los residuos del modelo propuesto.



La FAS y la FAP solo tienen dos picos significativos, en ambos casos en el segundo y décimo retardo. Con lo que parece tener forma de ruido blanco. Tampoco hay un patrón sistemático.

De todas formas analizaremos los residuos para cerciorarnos de que los residuos son aleatorios e incorrelados.

✓ **Aleatoriedad e independencia de los residuos**

Prueba de rachas

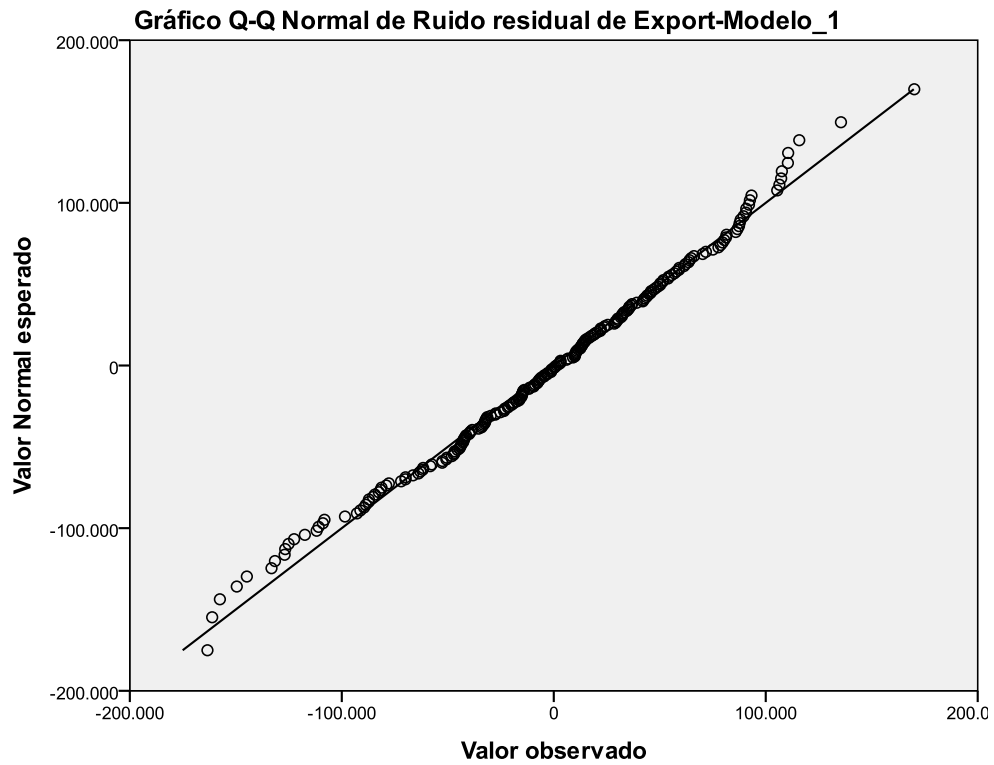
	Ruido residual de Export-Modelo_1
Valor de prueba ^a	-1138,85
Casos < Valor de prueba	113
Casos >= Valor de prueba	114
Casos en total	227
Número de rachas	120
Z	0,732
Sig. asintót. (bilateral)	0,464

a. Mediana

En ninguno de los casos pueden descartarse el cumplimiento de las hipótesis de aleatoriedad e independencia de los residuos, con lo que pueden considerarse como un ruido blanco.

✓ **Normalidad de los residuos:**

Para comprobar la normalidad de los residuos, vamos a representar un QQ-Plot:



Gráficamente se puede observar que no existen problemas de normalidad, aunque intentaremos reafirmar esto con resultados analíticos:

Pruebas de normalidad

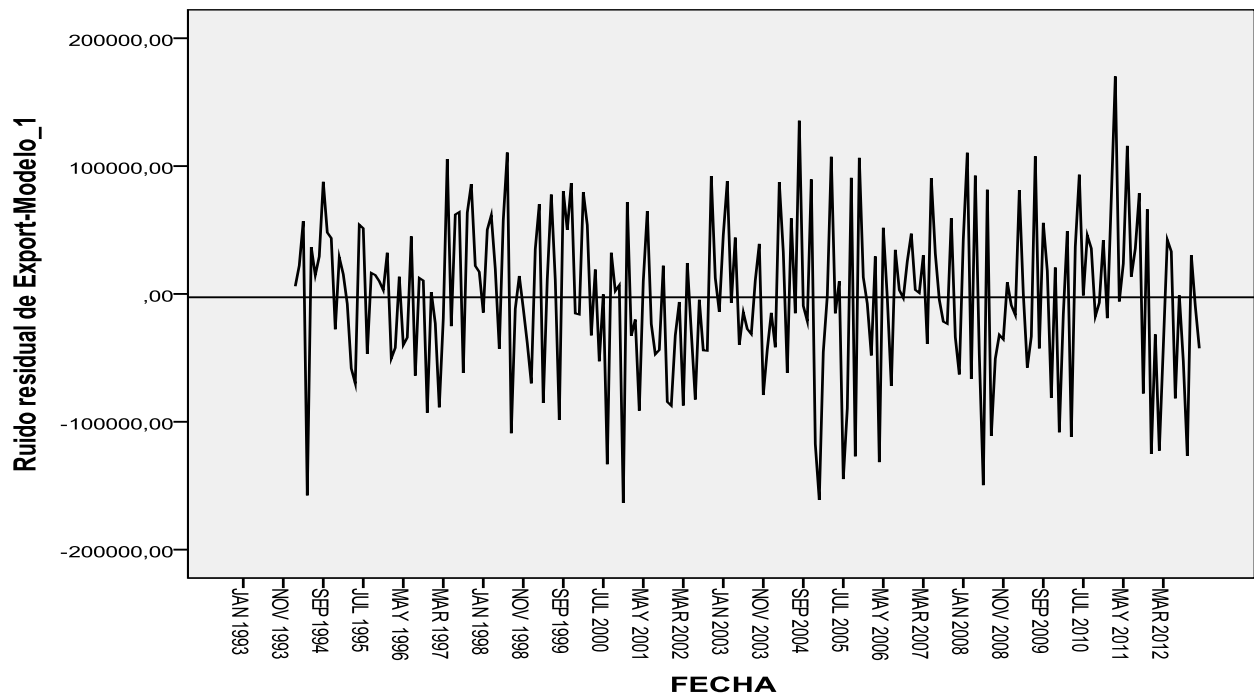
	Kolmogorov-Smirnov ^a			Shapiro-Wilk		
	Estadístico	gl	Sig.	Estadístico	gl	Sig.
Ruido residual de Export-Modelo_1	0,038	227	,200	0,992	227	0,277

a. Corrección de la significación de Lilliefors

*. Este es un límite inferior de la significación verdadera.

Los resultados confirman que no podemos rechazar que los residuos sean normales.

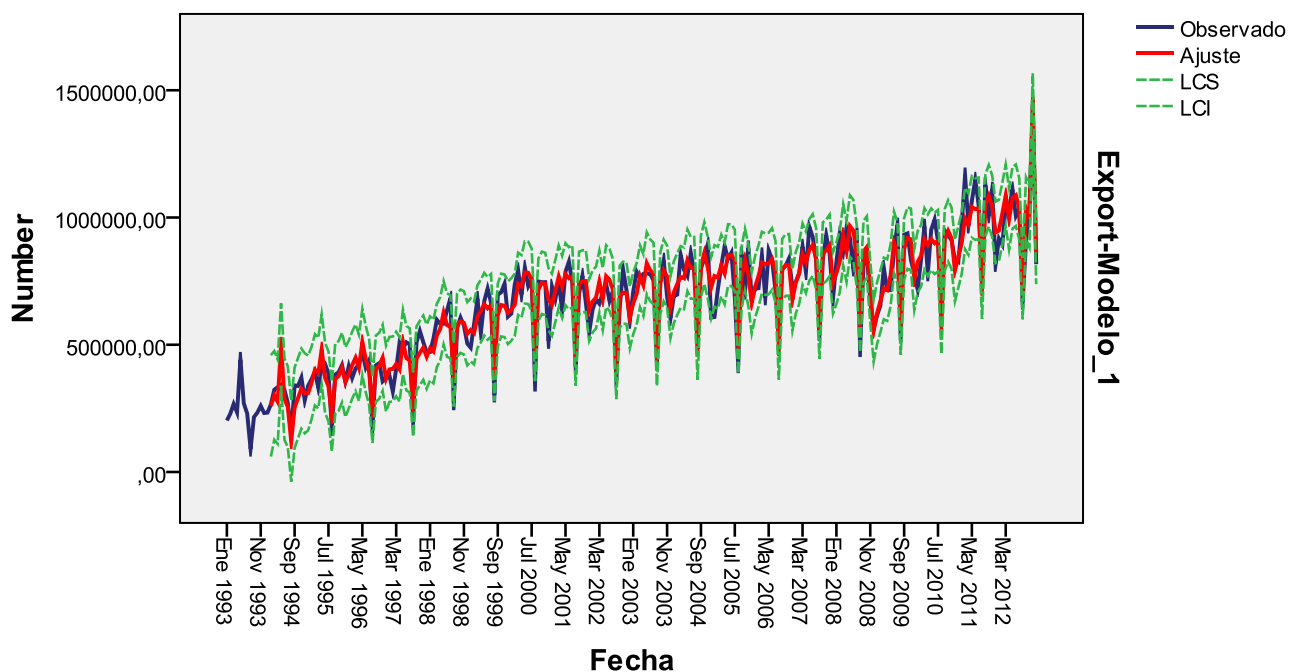
✓ **Homocedasticidad de los residuos:**



No parece existir problemas de heterocedasticidad en los residuos frente al tiempo. Hay algunos residuos excesivamente altos que coinciden con una época en la que las exportaciones crecieron de una forma elevada.

1.C – Representación del ajuste:

El ajuste del modelo a los puntos se observa en el siguiente gráfico.



Existen períodos donde las estimaciones no son demasiado buenas. Parece sobre estimar los valores bajos e infraestimar los valores altos.

1.D – Omisión de parámetros

- Los errores estándares de los estimadores son bajos, con lo que los parámetros estimados son útiles. Además al ser bajo el p-valor asociado a cada parámetro indica que no podemos prescindir de ellos en el modelo.
- Comprobando el estadístico de Ljung-Box, nos permite analizar si existe o no autocorrelación.

Estadísticos del modelo

Modelo	Número de predictores	Estadísticos de ajuste del modelo			Ljung-Box Q(18)			Número de valores atípicos
		R-cuadrado estacionaria	R-cuadrado	BIC normalizado	Estadísticos	GL	Sig.	
EXPORTACIONES-Modelo_1	0	0,618	0,922	22,213	36,314	16	0,003	3

R^2 , es 0,922 cercano a uno, indica que el ajuste es bueno (cuanto más cercano a uno mejor será el ajuste)

El contraste Ljung-Box proporciona una indicación de si el modelo se ha especificado correctamente, da un valor significativo, esto quiere decir que existe una estructura en la serie observada que el modelo no explica. En este caso el contraste no favorece al modelo.

1.E – Subespecificación del modelo

Observando el estadístico Ljung-Box sobre las correlaciones proporciona una indicación de si el modelo se ha especificado correctamente.

Incrementamos cada uno de los parámetros en una unidad, con objeto de observar el comportamiento de la serie.

❖ Modelo ARIMA (1,1,1)x(0,1,1)₁₂

Parámetros del modelo ARIMA

				Estimación	ET	t	Sig.
EXPORTACIONES-Modelo_1	EXPORTACIONES-Modelo_1	Sin transformación	AR Retardo 1	-0,169	0,087	-1,939	0,054
			Diferencia	1			
			MA Retardo 1	0,702	0,065	10,807	0
			Diferenciación estacional	1			
			MA, estacional Retardo 1	0,818	0,055	14,89	0

Estadísticos del modelo

Modelo	Número de predictores	Estadísticos de ajuste del modelo			Ljung-Box Q(18)			Número de valores atípicos
		R-cuadrado estacionaria	R-cuadrado	BIC normalizado	Estadísticos	GL	Sig.	
EXPORTACIONES-Modelo_1	0	0,624	0,923	22,225	31,157	15	0,008	3

En este caso se rechaza la utilidad del parámetro AR(1).

El estadístico Ljung-Box también es significativo, por lo que no favorece al modelo los parámetros. Además su error estándar es superior a los errores estándares del modelo anterior.

❖ **Modelo ARIMA (0,1,2)x(0,1,1)₁₂**

Parámetros del modelo ARIMA

				Estimación	ET	t	Sig.
EXPORTACIONES- Modelo_1	EXPORTACIO NES	Sin transformación	Diferencia	1			
		MA	Retardo 1	0,898	0,066	13,519	0
			Retardo 2	-0,177	0,068	-2,618	0,009
			Diferenciación estacional	1			
		MA, estacional	Retardo 1	0,815	0,055	14,864	0

Estadísticos del modelo

Modelo	Número de predictores	Estadísticos de ajuste del modelo			Ljung-Box Q(18)			Número de valores atípicos
		R-cuadrado estacionaria	R-cuadrado	BIC normalizado	Estadísticos	GL	Sig.	
EXPORTACIO NES-Modelo_1	0	0,627	0,923	22,219	27,614	15	0,024	3

Todos los parámetros son significativos y el estadístico Ljung-Box ha mejorado (en este caso los estimadores son eficientes). Los errores estándar no son altos.

❖ **Modelo ARIMA (0,1,1)x(1,1,1)₁₂**

Parámetros del modelo ARIMA

				Estimación	ET	t	Sig.
EXPORTACIONES- Modelo_1	EXPORTACIO NES	Sin transformación	Diferencia	1			
		MA	Retardo 1	0,761	0,046	16,671	0
		AR, estacional	Retardo 1	0,187	0,093	2,016	0,045
			Diferenciación estacional	1			
		MA, estacional	Retardo 1	0,909	0,086	10,56	0

Estadísticos del modelo

Modelo	Número de predictores	Estadísticos de ajuste del modelo			Ljung-Box Q(18)			Número de valores atípicos
		R-cuadrado estacionaria	R-cuadrado	BIC normalizado	Estadísticos	GL	Sig.	
EXPORTACIONES- Modelo_1	0	0,626	0,923	22,221	27,439	15	0,025	3

El p-valor del SAR(1) indica que si bien no rechazamos la utilidad del parámetro, tenemos que tener cuidado con él. Además su error estándar es muy alto.

En este caso el estadístico Ljung-Box favorece a la hipótesis nula de no autocorrelación, por lo que favorecen el modelo.

❖ **Modelo ARIMA (0,1,1)x(0,1,2)₁₂**

Parámetros del modelo ARIMA

				Estimación	ET	t	Sig.
EXPORTACIONES- Modelo_1	EXPORTACIO NES	Sin transformación	Diferencia	1			
			MA Retardo 1	0,756	0,046	16,462	0
			Diferenciación estacional	1			
			MA, estacional Retardo 1	0,689	0,082	8,408	0
			Retardo 2	0,199	0,082	2,422	0,016

Estadísticos del modelo

Modelo	Número de predictores	Estadísticos de ajuste del modelo			Ljung-Box Q(18)			Número de valores atípicos
		R-cuadrado estacionaria	R-cuadrado	BIC normalizado	Estadísticos	GL	Sig.	
EXPORTACIONES- Modelo_1	0	0,628	0,924	22,215	25,542	15	0,043	3

Todos los parámetros son significativos y su error estándar es bastante alto.

Sin embargo en este caso el Ljung-Box es significativo pero de los más altos de todos los modelos.

B) ARIMA(0,1,1)x(2,1,0)₁₂

2.A – Estimación de los parámetros

Parámetros del modelo ARIMA

				Estimación	ET	t	Sig.
EXPORTACIONES- Modelo_1	EXPORTACIO NES	Sin transformación	Diferencia	1			
			MA Retardo 1	0,757	0,045	16,674	0,00
			AR, estacional Retardo 1	-0,458	0,07	-6,586	0,00
			Retardo 2	-0,33	0,07	-4,718	0,00
			Diferenciación estacional	1			

Todos los parámetros son significativos, por lo que no hay sobre especificación.

El modelo no necesita la inclusión de la constante y su expresión es la que sigue:

$$(1-B)(1-B^{12}) (1 + 0,458B^{12} + 0,330B^{24})z_t = (1 - 0,757B)a_t$$

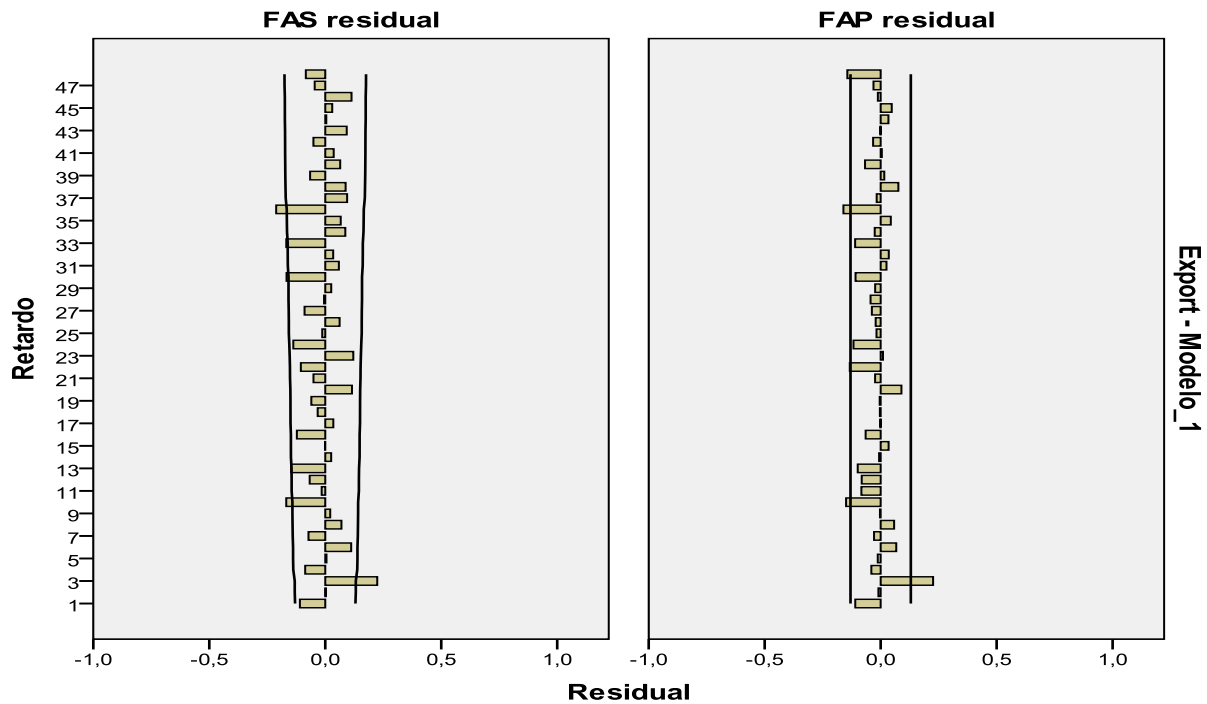
2.B – Diagnósis del Modelo

✓ **Estacionariedad**

La raíz del polinomio regular es: 1,321 > 1, con lo que es invertible y también claramente regular ya que el coeficiente del polinomio regular es finito.

Las 24 raíces de este polinomio son las 12 raíces de $(-0,485+1,05i)/0,66$ y las 12 raíces de $(-0,485-1,05i)/0,66$ que tienen de módulo 1,047 están fuera del círculo unidad, con lo que el proceso también es invertible y estacionario.

✓ **Análisis residual**



Solo el tercer pico es significativo tanto en la FAS como en la FAP. Parece que se asemejan a un ruido blanco.

✓ **Aleatoriedad e independencia de los residuos**

Prueba de rachas

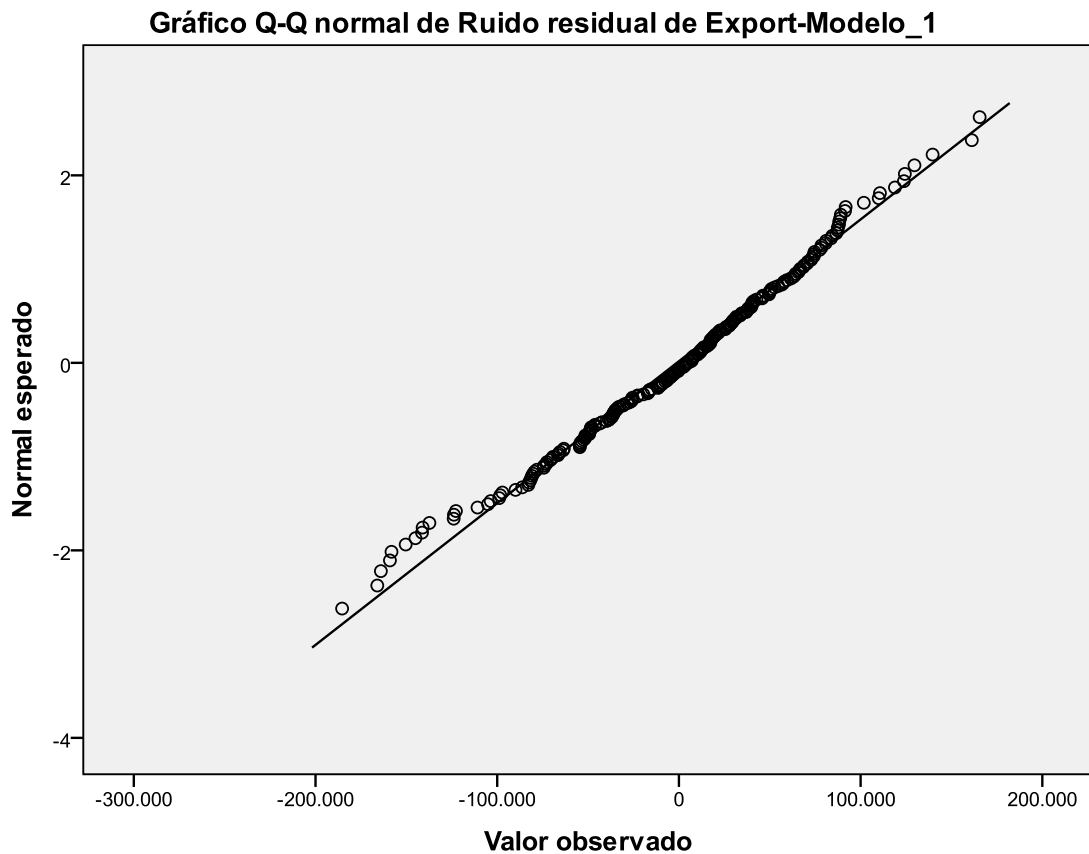
	Ruido residual de Export-Modelo_1
Valor de prueba ^a	4567,35
Casos < Valor de prueba	113
Casos >= Valor de prueba	114
Casos en total	227
Número de rachas	116
Z	0,2
Sig. asintót. (bilateral)	0,842

a. Mediana

El p-valores indican claramente que no se puede rechazar la hipótesis de aleatoriedad e independencia de los residuos del modelo propuesto.

✓ **Normalidad de los residuos:**

Para comprobar la normalidad de los residuos, vamos a representar un QQ-Plot:



Sólo parece existir una ligera desviación de la normalidad al principio, aunque no parece ser importante. Nos ayudaremos de los test de normalidad para corroborar este hecho.

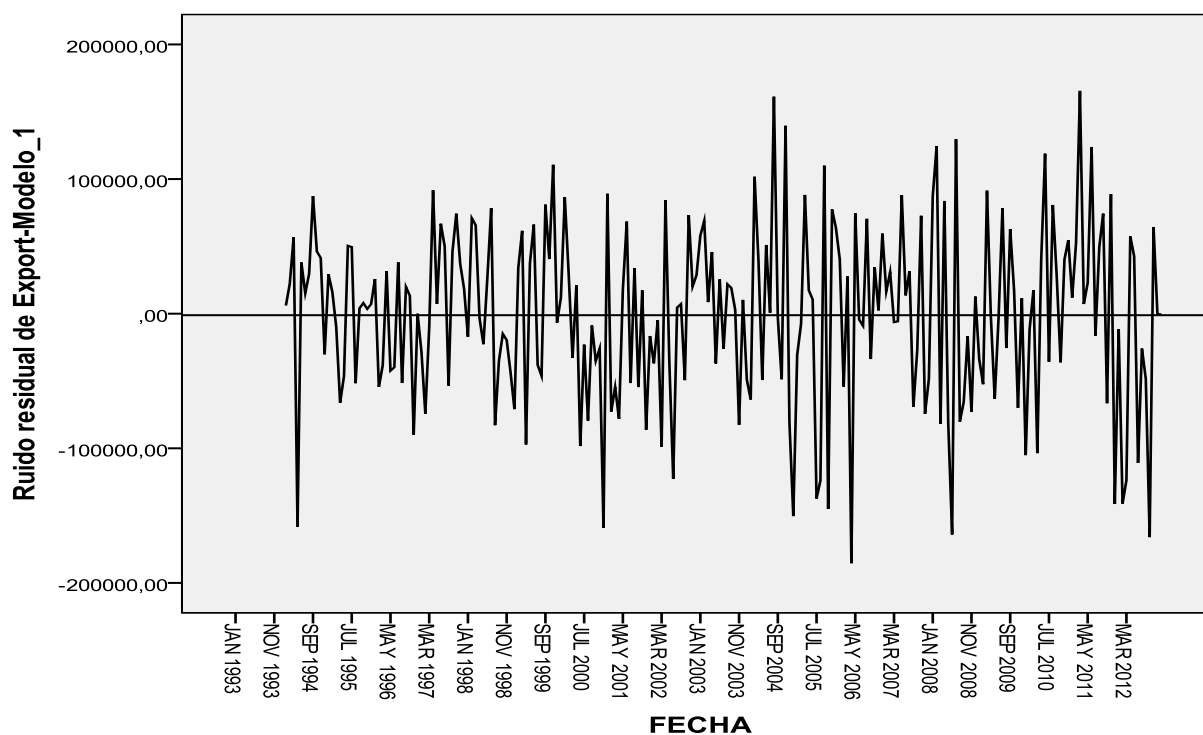
Pruebas de normalidad

	Kolmogorov-Smirnov ^a			Shapiro-Wilk		
	Estadístico	gl	Sig.	Estadístico	gl	Sig.
Ruido residual de Export-Modelo_1	0,046	227	,200*	0,991	227	0,171

a. Corrección de la significación de Lilliefors

*. Este es un límite inferior de la significación verdadera.

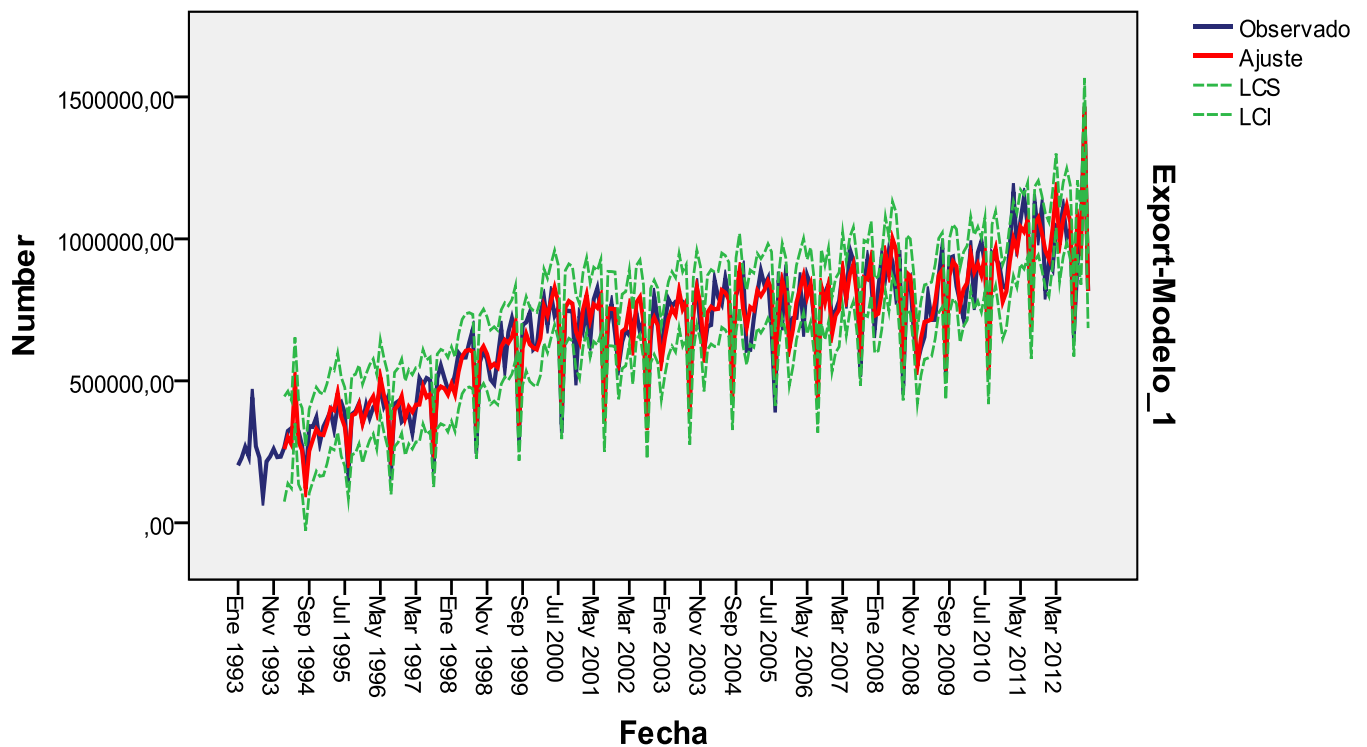
Efectivamente no existen problemas de no normalidad en el modelo propuesto.

✓ **Homocedasticidad de los residuos:**

No parecen existir problemas de heterocedasticidad en el modelo, si bien parece haber algo más de variabilidad en la zona central del gráfico de residuos frente al tiempo.

2.C – Representación del ajuste

La representación gráfica del ajuste es la que se muestra a continuación.



El ajuste parece bueno, aunque hay épocas del año donde las exportaciones suben y parece que la infraestima ligeramente.

2.D – Omisión de parámetros

- Los errores estándar son pequeños, por lo que no podemos excluir por este motivo a ningún parámetro del modelo.
- Comprobando la correlación existente:

Estadísticos del modelo

Modelo	Número de predictores	Estadísticos de ajuste del modelo			Ljung-Box Q(18)			Número de valores atípicos
		R-cuadrado estacionaria	R-cuadrado	BIC normalizado	Estadísticos	GL	Sig.	
EXPORTACIONES-Modelo_1	0	0,568	0,911	22,364	39,196	15	0,001	3

Sin embargo si tenemos en cuenta el estadístico Ljung-Box da un valor de significación lo que nos viene a decir que existe una estructura en la serie observada que el modelo no explica, se tienen estimadores poco eficientes.

Valores atípicos^a

			Estimación	ET	t	Sig.
EXPORTACIONES- Modelo_1	Nov 2008	Cambio de nivel	-161849,566	38670,258	-4,185	,000
	Jun 2009	Cambio de nivel	168389,685	38529,825	4,370	,000
	Nov 2012	Aditivo	437593,629	60229,562	7,265	,000

a. Modelos que mejor se ajustan de acuerdo con BIC normalizado (los valores más pequeños indican un mejor ajuste).

Se realiza el cálculo del modelo detectando los valores atípicos, y después se eliminan del estudio.

Los valores atípicos eliminados han sido 3, en noviembre de 2008, junio de 2009 y Noviembre de 2012.

2.E – Subespecificación del modelo

Incrementamos cada uno de los parámetros en una unidad, con objeto de observar el comportamiento de la serie.

❖ Modelo ARIMA (1,1,1)x(2,1,0)12**Parámetros del modelo ARIMA**

					Estimación	ET	t	Sig.	
EXPORTACIONES- Modelo_1	EXPORTACIO NES	Sin transformación	AR	Retardo 1	-0,22	0,092	-2,401	0,017	
				Diferencia	1				
			MA	Retardo 1	0,613	0,075	8,202	0	
			AR, estacional	Retardo 1	-0,431	0,069	-6,273	0	
				Retardo 2	-0,343	0,069	-4,944	0	
				Diferenciación estacional	1				

Estadísticos del modelo

Modelo	Número de predictores	Estadísticos de ajuste del modelo			Ljung-Box Q(18)			Número de valores atípicos
		R-cuadrado estacionaria	R-cuadrado	BIC normalizado	Estadísticos	GL	Sig.	
EXPORTACIO NES-Modelo_1	0	0,557	0,909	22,391	33,936	14	0,002	2

Todos los parámetros son significativos y sus errores estándar no son muy altos.

Sin embargo los resultados del estadístico Ljung-Box no son significativos, por lo que existe una estructura de la serie observada que el modelo no explica.

❖ **Modelo ARIMA (0,1,2)x(2,1,0)12**

Parámetros del modelo ARIMA

				Estimación	ET	t	Sig.
EXPORTACIONES- Modelo_1	EXPORTACIONES NES	Sin transformación	Diferencia	1			
		MA	Retardo 1	0,925	0,066	14,079	0
			Retardo 2	-0,295	0,066	-4,475	0
		AR, estacional	Retardo 1	-0,461	0,069	-6,664	0
			Retardo 2	-0,343	0,069	-4,953	0
			Diferenciación estacional	1			

Estadísticos del modelo

Modelo	Número de predictores	Estadísticos de ajuste del modelo			Ljung-Box Q(18)			valores
		R-cuadrado estacionaria	R-cuadrado	BIC normalizado	Estadísticos	GL	Sig.	
EXPORTACIONES- NES-Modelo_1	0	0,585	0,915	22,353	26,654	14	0,021	3

De nuevo todos los parámetros son significativos, los errores estándar no son altos y el estadístico Ljung-Box es significativo, lo favorece al modelo.

❖ **Modelo ARIMA (0,1,1)x(2,1,1)12**

Parámetros del modelo ARIMA

				Estimación	ET	t	Sig.
EXPORTACIONES- Modelo_1	EXPORTACIONES	Sin transformación	Diferencia	1			
		MA	Retardo 1	0,707	0,049	14,475	0
		AR, estacional	Retardo 1	0,186	0,091	2,04	0,043
			Retardo 2	-0,177	0,083	-2,127	0,035
			Diferenciación estacional	1			
		MA, estacional	Retardo 1	0,841	0,079	10,596	0

Estadísticos del modelo

Modelo	Número de predictores	Estadísticos de ajuste del modelo			Ljung-Box Q(18)			Número de valores atípicos
		R-cuadrado estacionaria	R-cuadrado	BIC normalizado	Estadísticos	GL	Sig.	
EXPORTACIONES- Modelo_1	0	,613	,920	22,256	25,548	14	,030	2

El p-valor de SAR(2) indica que si bien no rechazamos la utilidad del parámetro, tenemos que tener cuidado con él. Además su error estándar es bastante algo.

❖ **Modelo ARIMA (0,1,1)x(1,1,0)₁₂****Parámetros del modelo ARIMA**

				Estimación	ET	t	Sig.
EXPORTACIONES- Modelo_1	EXPORTACIONES	Sin transformación	Diferencia	1			
			MA Retardo 1	,727	,047	15,500	,000
			AR, estacional Retardo 1	-,319	,069	-4,642	,000
			Diferenciación estacional	1			

Estadísticos del modelo

Modelo	Número de predictores	Estadísticos de ajuste del modelo		Ljung-Box Q(18)			Número de valores atípicos
		R-cuadrado estacionaria	R-cuadrado	Estadísticos	GL	Sig.	
EXPORTACIONES- Modelo_1	0	,491	,895	46,438	16	,000	2

Todos los parámetros son significativos y sus errores estándar no son muy altos.

El estadístico Ljung-Box, es significativo, los parámetros no favorecen al modelo.

C) ARIMA(2,1,0)x(0,1,1)₁₂**3.A – Estimación de los parámetros****Parámetros del modelo ARIMA**

				Estimación	ET	t	Sig.
EXPORTACIONES- Modelo_1	EXPORTACIONES	Sin transformación	AR Retardo 1	-,790	,058	-13,523	,000
	NES		Retardo 2	-,513	,058	-8,838	,000
			Diferencia	1			
			Diferenciación estacional	1			
			MA, estacional Retardo 1	,759	,054	14,010	,000

El modelo prescinde de la constante y todos los parámetros son significativos. La expresión del modelo es la siguiente:

$$(1-B)(1-B^{12}) (1+0,790B+0,513B^2)z_t = (1-0,759B^{12})a_t$$

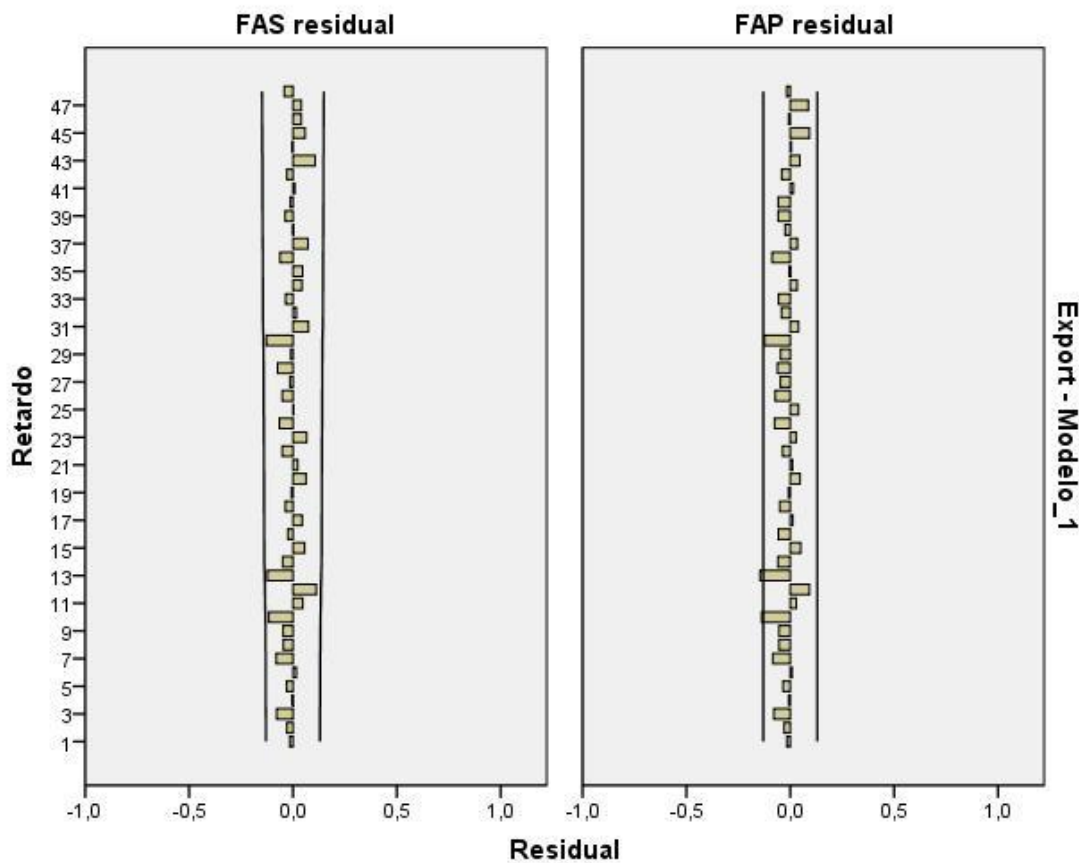
3.B – Diagnósis del Modelo

✓ **Estacionariedad**

Las raíces del polinomio regularson complejas y son $((-0,79+ 1,19i)/1,026)$ y $((0,79-1,19)/1,026)$. El modulo al cuadrado de estas raíces es 1,39, mayor que uno, por lo que este proceso estacionario e invertible.

Las raíces del polinomio estacional también son complejas y su módulo es 1,023, con lo que el proceso también es estacionario e invertible.

✓ **Análisis residual**



Analizando visualmente los gráficos de las funciones de autocorrelación, solamente en la FAP, existe un retardo que está dando problemas, pero no son retardos importantes, por lo que se asemejan a un ruido blanco.

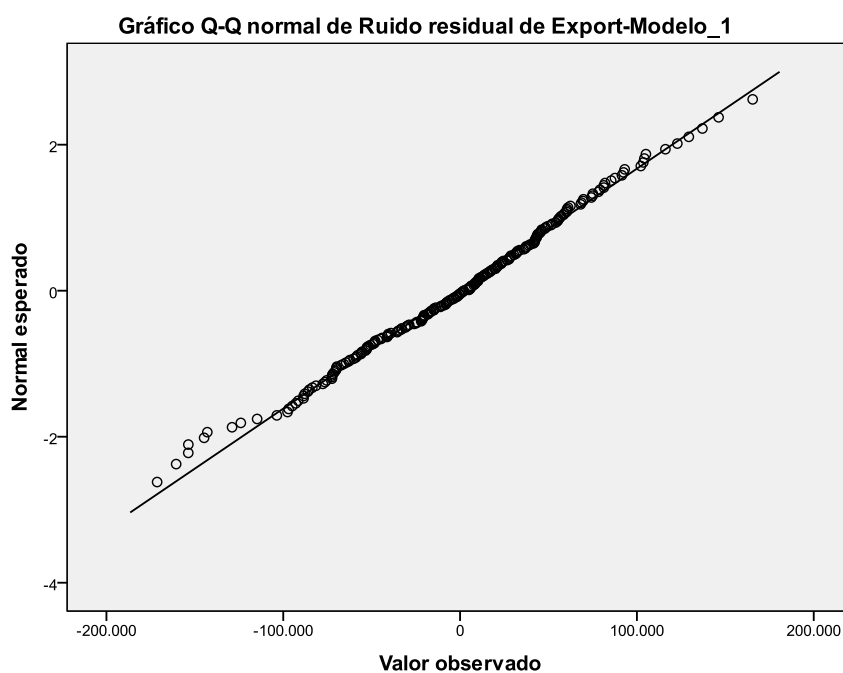
✓ Aleatoriedad e independencia de los residuos

Prueba de rachas	
	Ruido residual de Export-Modelo_1
Valor de prueba	2043,57
Casos < Valor de prueba	113
Casos >= Valor de prueba	114
Casos en total	227
Número de rachas	111
Z	-,465
Sig. asintót. (bilateral)	,642

El contraste nos indica que no se puede rechazar las hipótesis de aleatoriedad e independencia de los residuos del modelo propuesto.

✓ Normalidad de los residuos:

Para comprobar la normalidad de los residuos, vamos a representar un QQ-Plot:



Sólo parece existir una ligera desviación de la normalidad al principio de la serie. Nos ayudaremos de los test de normalidad para corroborar este hecho.

Pruebas de normalidad

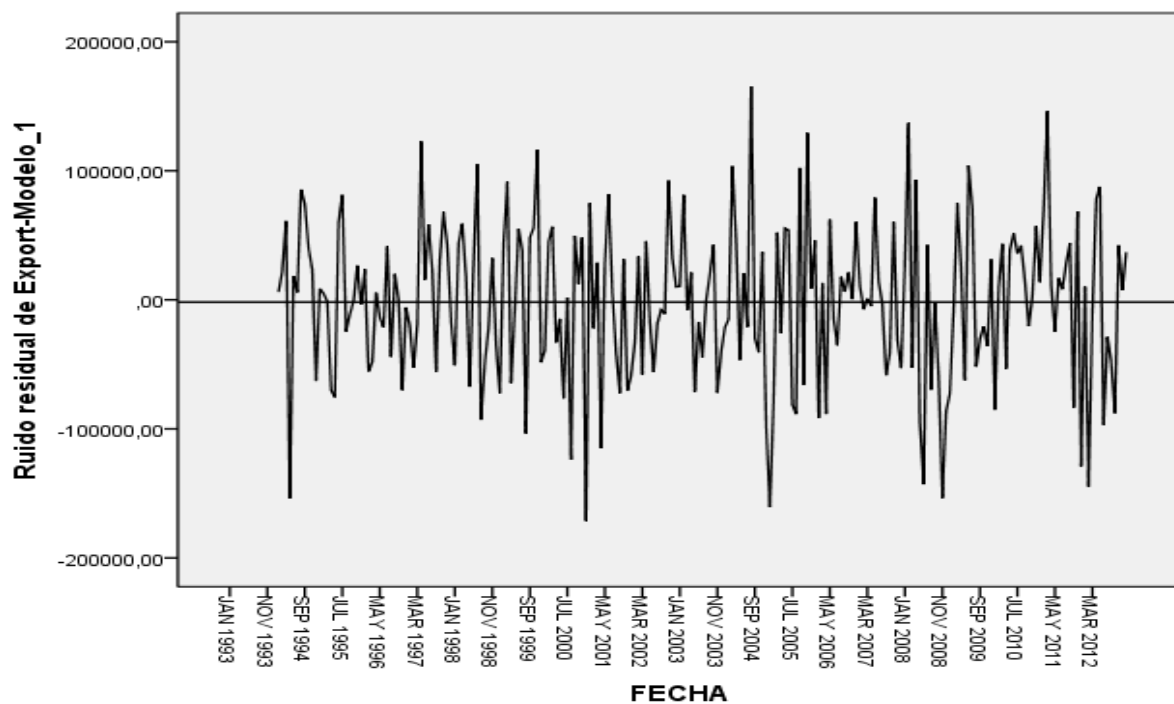
	Kolmogorov-Smirnov ^a			Shapiro-Wilk		
	Estadístico	gl	Sig.	Estadístico	gl	Sig.
Ruido residual de Export-Modelo_1	,041	227	,200 [*]	,995	227	,597

a. Corrección de la significación de Lilliefors

*. Este es un límite inferior de la significación verdadera.

Efectivamente no existen problemas de no normalidad en el modelo propuesto.

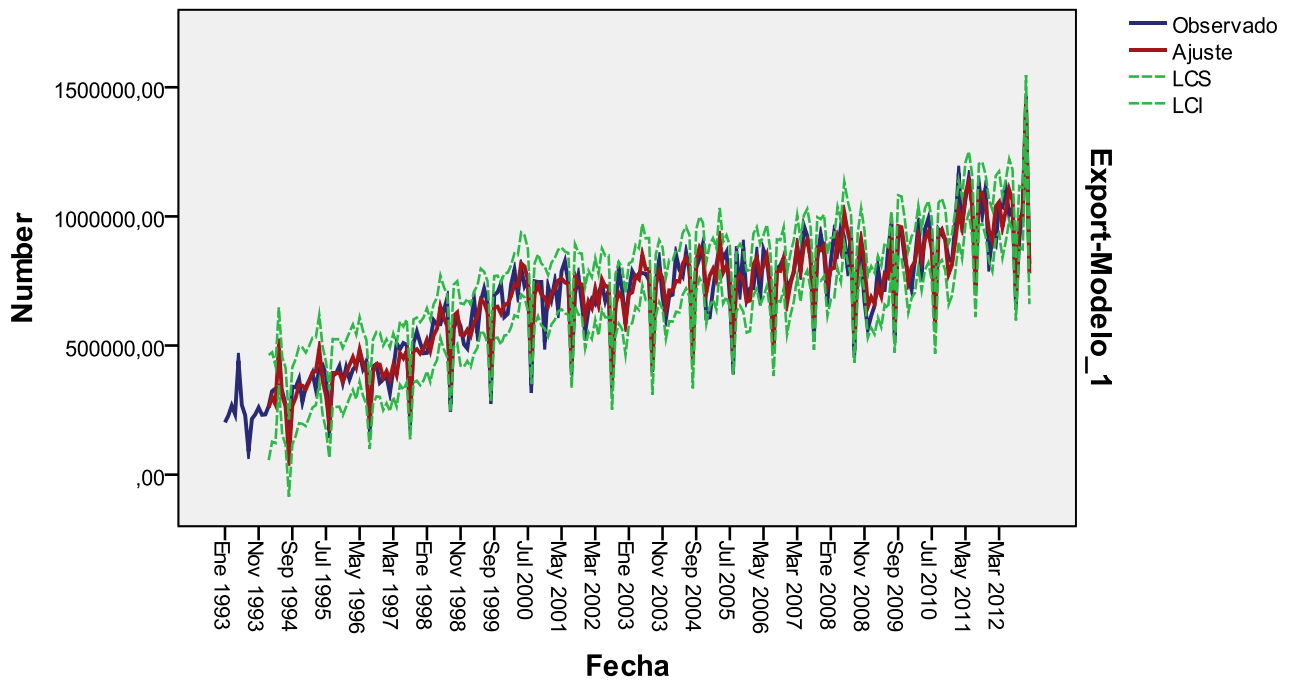
✓ **Homocedasticidad de los residuos:**



No parecen existir problemas de heterocedasticidad en el modelo.

3.C – Representación del ajuste

La representación gráfica del ajuste es la que se muestra a continuación.



El ajuste parece bueno sobre todo en los últimos años de la serie.

3.D – Omisión de parámetros

- Los errores estándar son pequeños, por lo que no podemos excluir por este motivo a ningún parámetro del modelo.
- Comprobando la correlación existente:

Estadísticos del modelo

Modelo	Número de predictores	Estadísticos de ajuste del modelo			Ljung-Box Q(18)			Número de valores atípicos
		R-cuadrado estacionaria	R-cuadrado	BIC normalizado	Estadísticos	GL	Sig.	
EXPORTACIONES-Modelo_1	0	,634	,925	22,199	21,541	15	,120	3

El estadístico Ljung-Box da un valor no significativo, por lo que podemos estar seguros de que el modelo está correctamente especificado.

Se realiza el cálculo del modelo detectando los valores atípicos, y después se eliminan del estudio.

Valores atípicos

			Estimación	ET	t	Sig.
EXPORTACIONES- Modelo_1	Abr 2005	Aditivo	200456,586	48416,103	4,140	,000
	Jul 2009	Cambio de nivel	169279,965	42050,515	4,026	,000
	Nov 2012	Aditivo	470796,614	59745,241	7,880	,000

Los valores atípicos eliminados han sido 3, en abril de 2008, julio de 2009 y Noviembre de 2012.

Selección de Modelos

Los modelos que se han propuesto son los anteriores y los calculados para subespecificación.

Eliminamos aquellos modelos que tienen parámetros significativos o con problemas y nos quedamos con los siguientes modelos:

- (A)- ARIMA(0,1,1)x(0,1,1)₁₂
- (B)- ARIMA(0,1,2)x(0,1,1)₁₂
- (C)- ARIMA(0,1,1)x(2,1,0)₁₂
- (D)- ARIMA(1,1,1)x(2,1,0)₁₂
- (E)- ARIMA(0,1,2)x(2,1,0)₁₂
- (F)- ARIMA(0,1,1)x(1,1,0)₁₂
- (G)- ARIMA(2,1,0)x(0,1,1)₁₂

1. Hipótesis necesarias

Los modelos propuestos cumplen las hipótesis de aleatoriedad, independencia, homocedasticidad y normalidad de los residuos, así como el de media constante.

2. Criterios basados en los errores de predicción.

Estadístico de ajuste	(A)	(B)	(C)	(D)	(E)	(F)	(G)
R-cuadrado estacionaria	0,618	,627	,568	,557	,585	,491	,634
R-cuadrado	0,922	,923	,911	,909	,915	,895	,925
RMSE	62731,116	62190,935	66852,510	67757,892	65701,431	72308,624	61553,254
MAPE	8,276	8,113	8,504	8,616	8,333	8,877	8,140
MaxAPE	45,885	43,539	46,082	44,690	42,815	46,408	57,002
MAE	49088,612	48356,699	52431,336	52930,769	50982,463	56100,109	48384,331
MaxAE	170067,774	184788,069	185364,666	200674,123	197322,924	233298,738	171333,224
BIC normalizado	22,213	22,219	22,364	22,391	22,353	22,473	22,199

Atendiendo a estos resultados, los mejores modelos que podemos utilizar son: B y G que son los que presentan valores más bajos en los correspondientes errores.

Si tenemos en cuenta el criterio de información Bayesiano normalizado (BIC) la mejor elección sería utilizar el modelo G.

Estudiando el R-cuadrado, que si es cercano a la unidad, indica un ajuste mejor, cuanto más cercano a uno, el modelo mejor realizará el trabajo de explicar la variación observada en las series. En este caso los modelos Ges el que mayor R-cuadrado tiene.

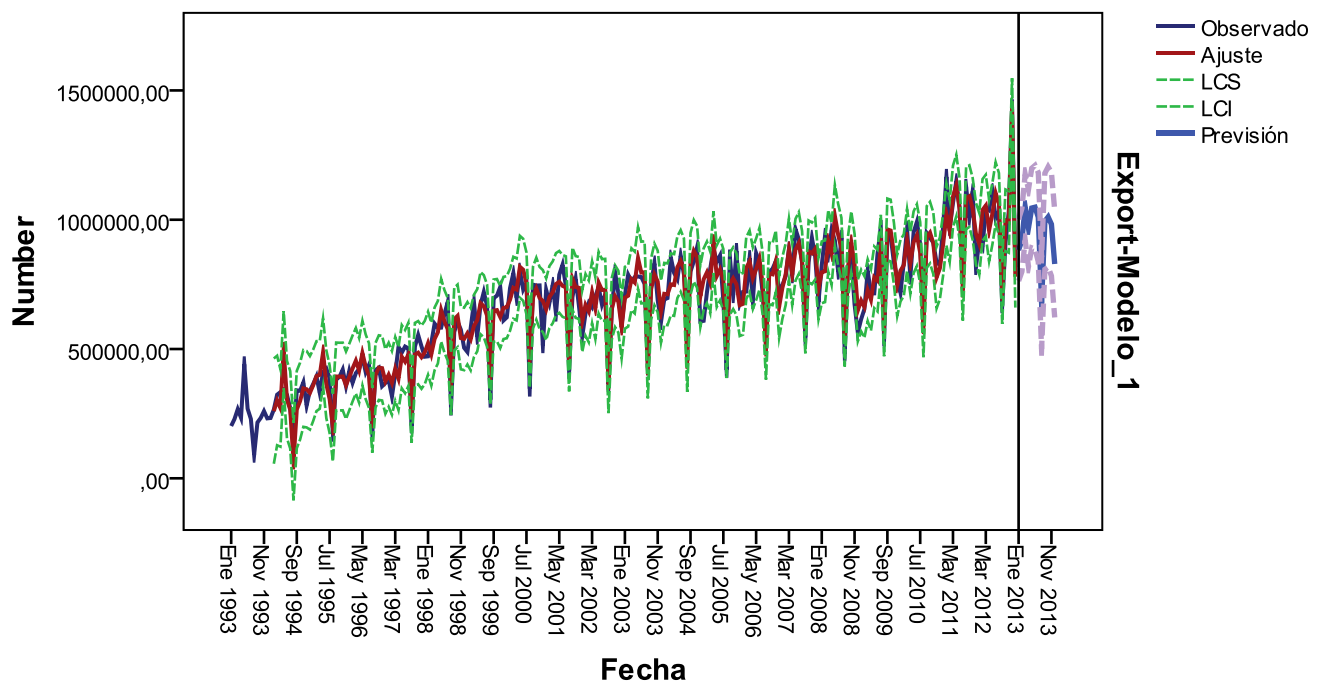
Por último, conociendo la importancia que tiene el estadístico calculado por SPSS, Ljung-Box, el único modelo que presenta un valor alto y no significativo, es el modelo G.

Analizando todos estos últimos parámetros, concluimos, que el modelo más adecuado para representar a la serie de exportaciones de Castilla León, va a ser el modelo G:

$$(1-B)(1-B^{12}) (1+0,790B+0,513B^2)z_t=(1-0,759B^{12})a_t$$

Predicción y validación del modelo seleccionado

Una vez seleccionado el modelo, realizamos las predicciones para la serie de exportaciones, vamos a realizar la predicción para el año 2013, para estudiar su comportamiento y posterior comparación con los valores reales que se tienen de las exportaciones para los meses de enero a abril.



La tabla con las predicciones y los intervalos de predicción que se calcula con este modelo sería:

PREDICCIONES E INTERVALOS DE PREDICCIÓN

Modelo		Ene 2013	Feb 2013	Mar 2013	Abr 2013	May 2013	Jun 2013
EXPORTACIONES- Modelo_1	Previsión	882621,00	921250,52	1048821,72	968004,28	1045195,24	1048402,88
	LCS	1001914,57	1043138,34	1176593,90	1116757,67	1199086,51	1209923,44
	LCI	763327,42	799362,70	921049,54	819250,89	891303,96	886882,31

PREDICCIONES E INTERVALOS DE PREDICCIÓN

Modelo		Jul 2013	Ago 2013	Sep 2013	Oct 2013	Nov 2013	Dic 2013
EXPORTACIONES- Modelo_1	Previsión	1009891,44	678139,92	993961,30	1010620,02	982681,86	828824,13
	LCS	1182299,39	856702,27	1179838,49	1204363,59	1182678,39	1035481,72
	LCI	837483,49	499577,56	808084,11	816876,44	782685,32	622166,54

Si se compara los últimos datos sobre exportaciones publicados por Aduanas con los datos que ha predicho nuestro modelo:

Fecha	Exportaciones	Previsión	% Var
Enero de 2013	938.709,07	882.621,00	-5,98
Febrero de 2013	877.478,99	921.250,52	4,99
Marzo de 2013	1.098.105,08	1.048.821,72	-4,49
Abril de 2013	1.128.339,75	968.004,28	-14,21

Las variaciones, en estos cuatro meses, sobre valora el mes de febrero en un 5%, las demás previsiones las predice por debajo del valor. Solo el mes de abril se sale de los límites de confianza predichos por el modelo.

IMPORTACIONES

1. DESCRIPTIVOS DE LA SERIE DE IMPORTACIONES

A continuación pasaremos a realizar un estudio de la serie de Importaciones de Castilla y León al igual que hemos realizado con la serie de exportaciones.

Analizando los datos descriptivos más detenidamente obtenemos:

Que el valor mínimo de la serie es de 92.981,8 (miles de euros), y se produjo en Agosto de 1993. El valor máximo de nuestra serie es de 1.021.340 (miles de euros), fue realizado en Marzo de 2011.

El valor total de las importaciones de Castilla León durante el período de 1993 hasta 2012 ha sido de 151.491.947,6 (miles de euros), mientras que la media de las importaciones de Castilla y León ha sido de 631.216,4 (miles de euros), desde 1993 hasta 2012.

Estadísticos descriptivos

	N	Mínimo	Máximo	Suma	Media	Desv. típ.	Varianza
Import	240	92.981,85	1.021.340,00	1,51E8	631.216,4430	208295,86822	4,339E10
N válido (según lista)	240						

Estadísticos descriptivos

	N	Asimetría		Curtosis	
	Estadístico	Estadístico	Error típico	Estadístico	Error típico
Import	240	-,484	,157	-,718	,313
N válido (según lista)	240				

Estadísticos

IMPORTACIONES

N	Válidos	240
	Perdidos	0
Mediana		684516,0361
Moda		92981,85 ^a
Percentiles	25	448263,4807
	50	684516,0361
	75	791967,4714

a. Existen varias modas. Se mostrará el menor de los valores.

Coefficiente de Variación:

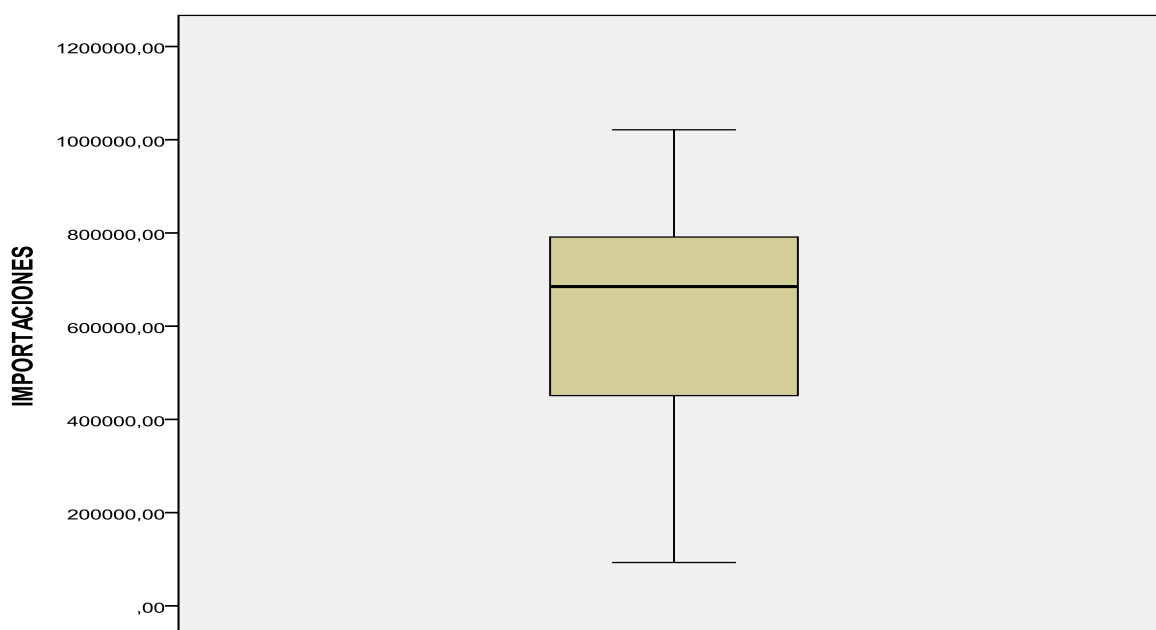
En el caso de la serie de importaciones nos refleja el alejamiento que existe entre cada valor de importación con la media del conjunto de importaciones de Castilla y León.

En el caso de las importaciones el coeficiente de variación es consideradamente bajo, (32%) (algo menor que en el caso de las exportaciones que era un 36%) los valores de importación se encuentran muy concentrados respecto de la media, por lo que la desviación es poco considerable. (al igual que ocurría en la serie de exportaciones)

Estadísticos de la razón para Import / AÑO

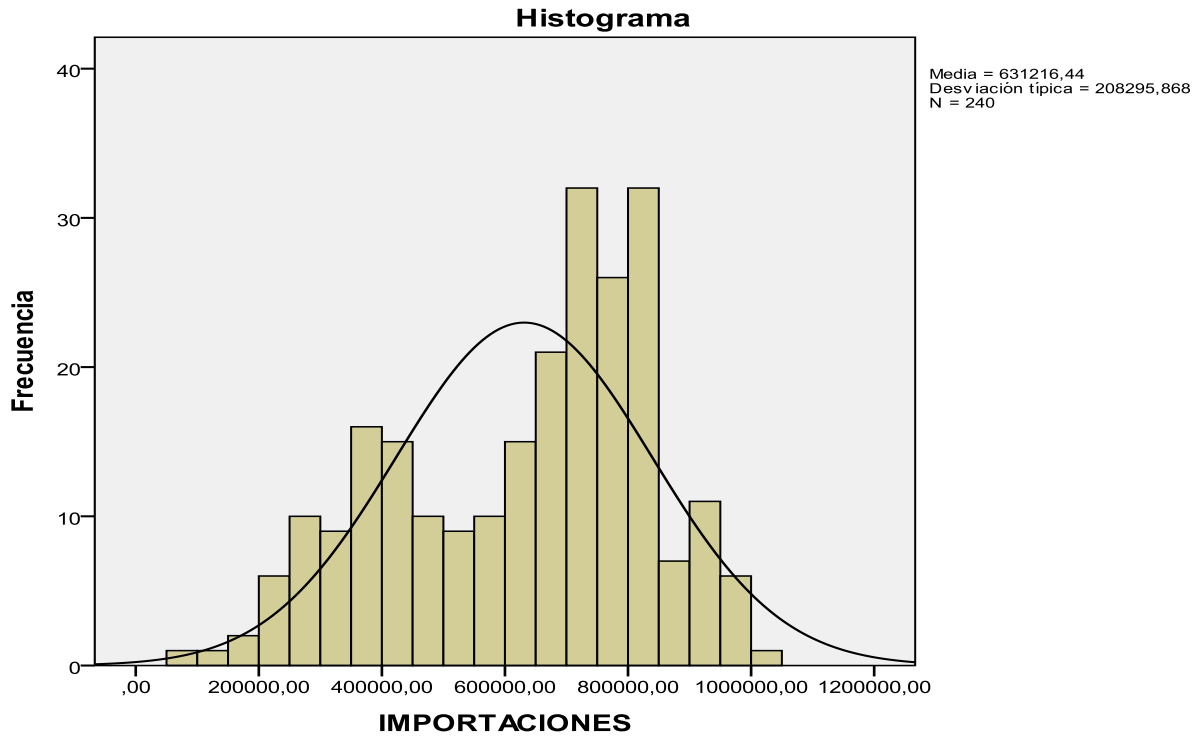
Diferencial relacionado con el precio	Coeficiente de dispersión	Coeficiente de variación	
		Media centrada	Mediana centrada
,999	,247	32,8%	31,3%

Mediante el diagrama de cajas podemos interpretar los datos para la variable de importaciones, a través del cual se puede observar los cuartiles, los valores mínimo y máximo, la mediana y los valores atípicos.



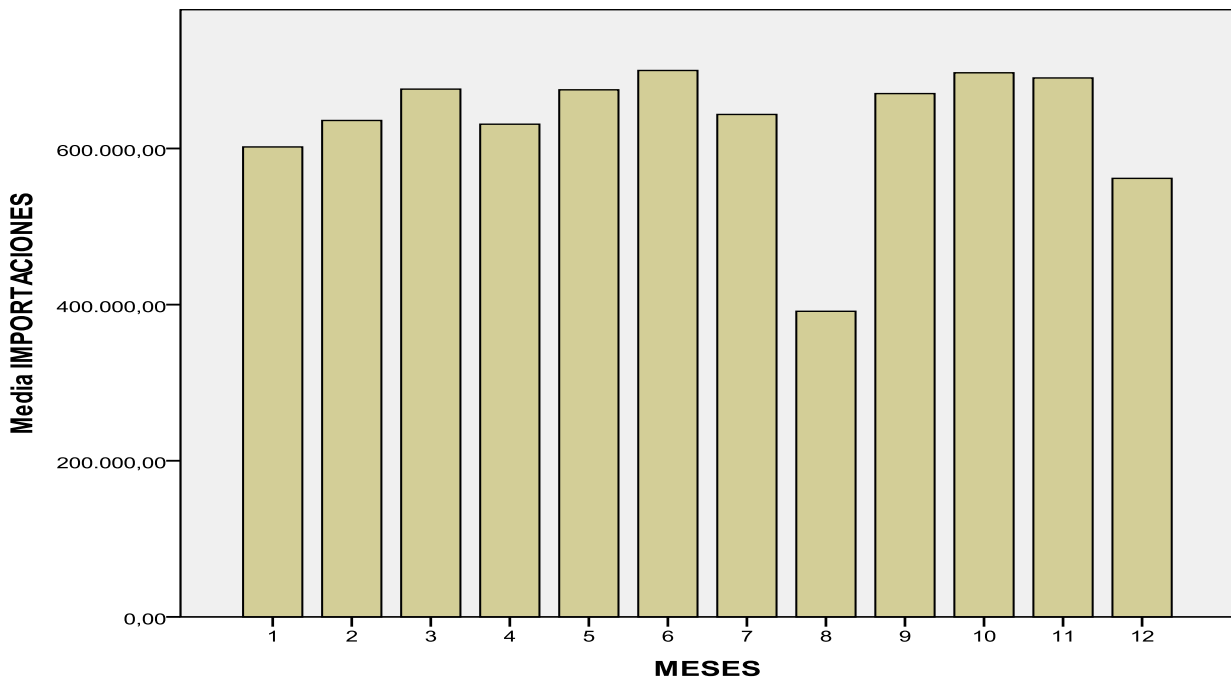
El diagrama de caja muestra que el valor medio de las importaciones está entre Q1= 453.895,2 miles de euros y Q3= 790.511,1 miles de euros. No existe ningún valor atípico.

Mediante el histograma pasamos a la representación de los valores más detenidamente:

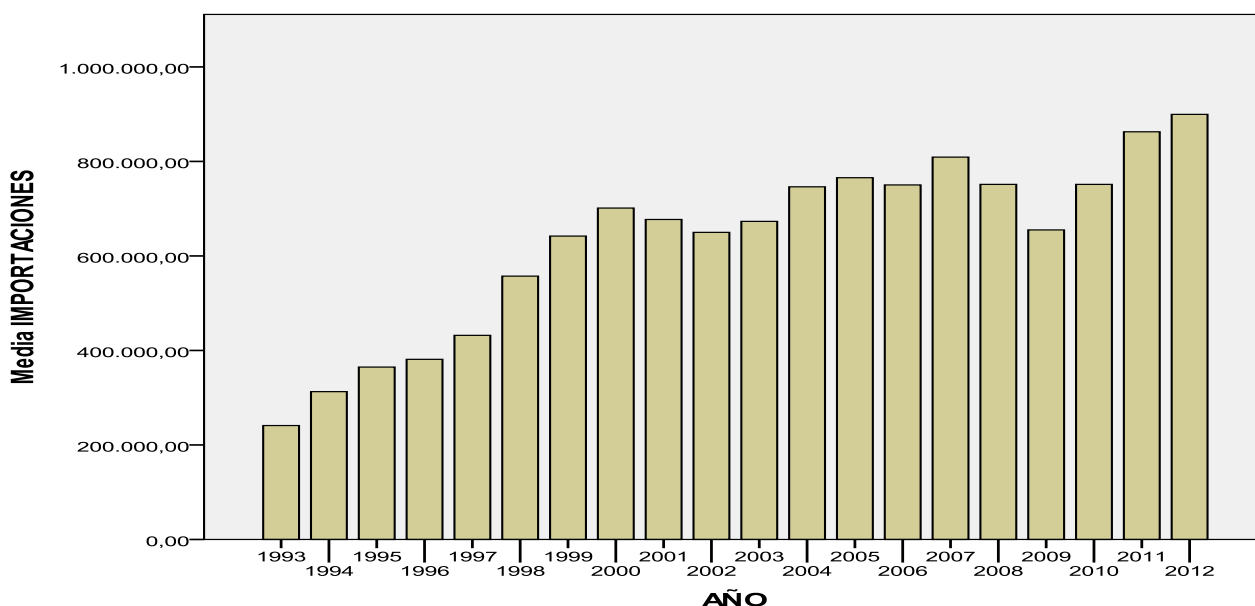


Gráficamente se puede visualizar como las importaciones de Castilla y León, presentan asimetría a la izquierda, siendo su concentración mayor en los valores más elevados, entre 600.000 y 800.000 miles de euros.

Mensualmente el valor de las importaciones tiene el siguiente patrón:



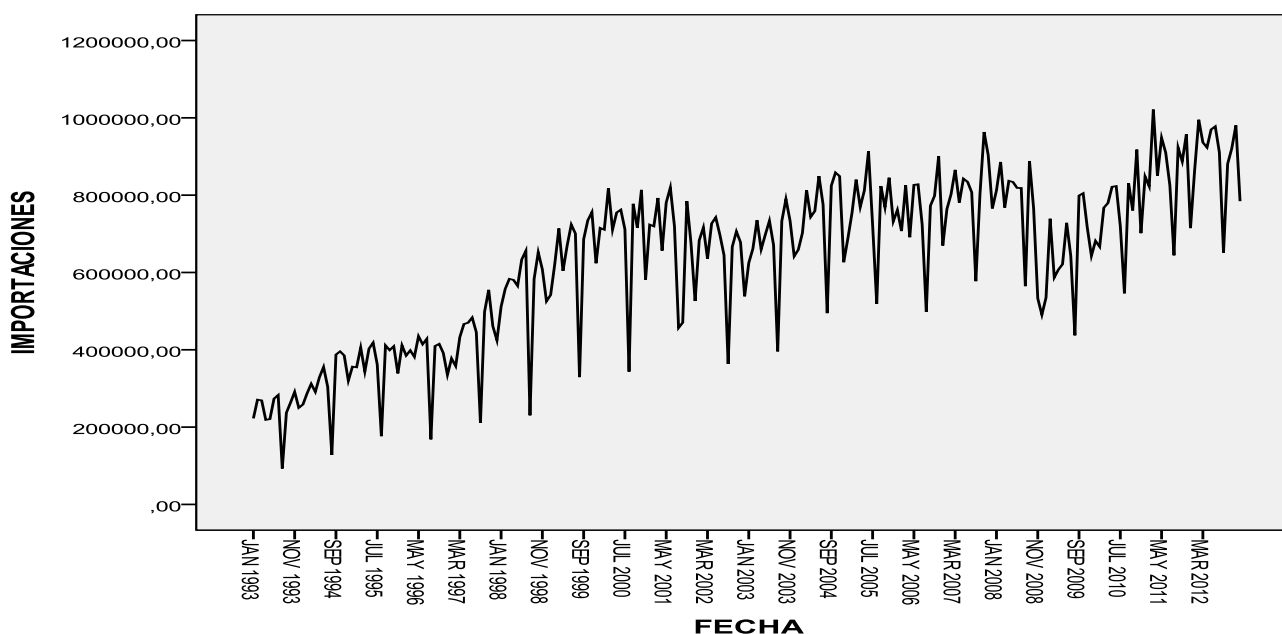
Se puede observar que las importaciones son elevadas casi en todo el año, teniendo un valor menor en Agosto, dónde está el período vacacional, y en diciembre dónde también existe una menor concentración de las exportaciones. Comportamiento similar a lo que ocurre con las exportaciones.



Anualmente se ve como a partir de 1993 hasta 1999, existe un crecimiento mayor en las importaciones, a partir del 2000 comienza un estancamiento hasta los últimos dos años que vuelve a producirse un crecimiento considerable.

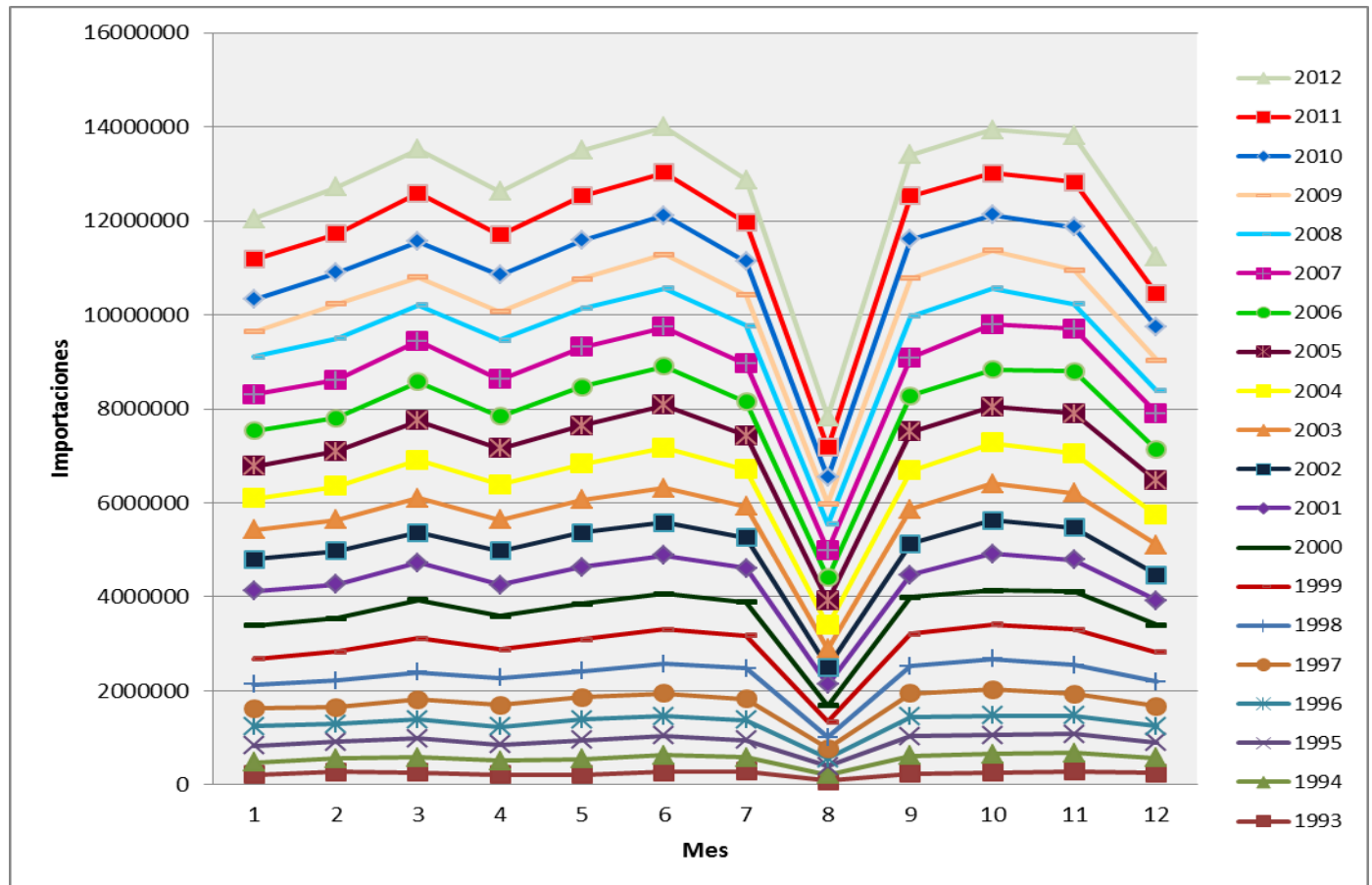
2. ANÁLISIS DE LA SERIE DE IMPORTACIONES

Para detectar tendencia, patrones vamos a empezar con la representación de las observaciones de la serie de importaciones mediante el gráfico de secuencia:



En el caso de las importaciones de Castilla y León, en el principio de la serie y hasta el año 2000, se tiene un elevado crecimiento, posteriormente el crecimiento no es tan acentuado teniendo periodos donde vuelven a bajar.

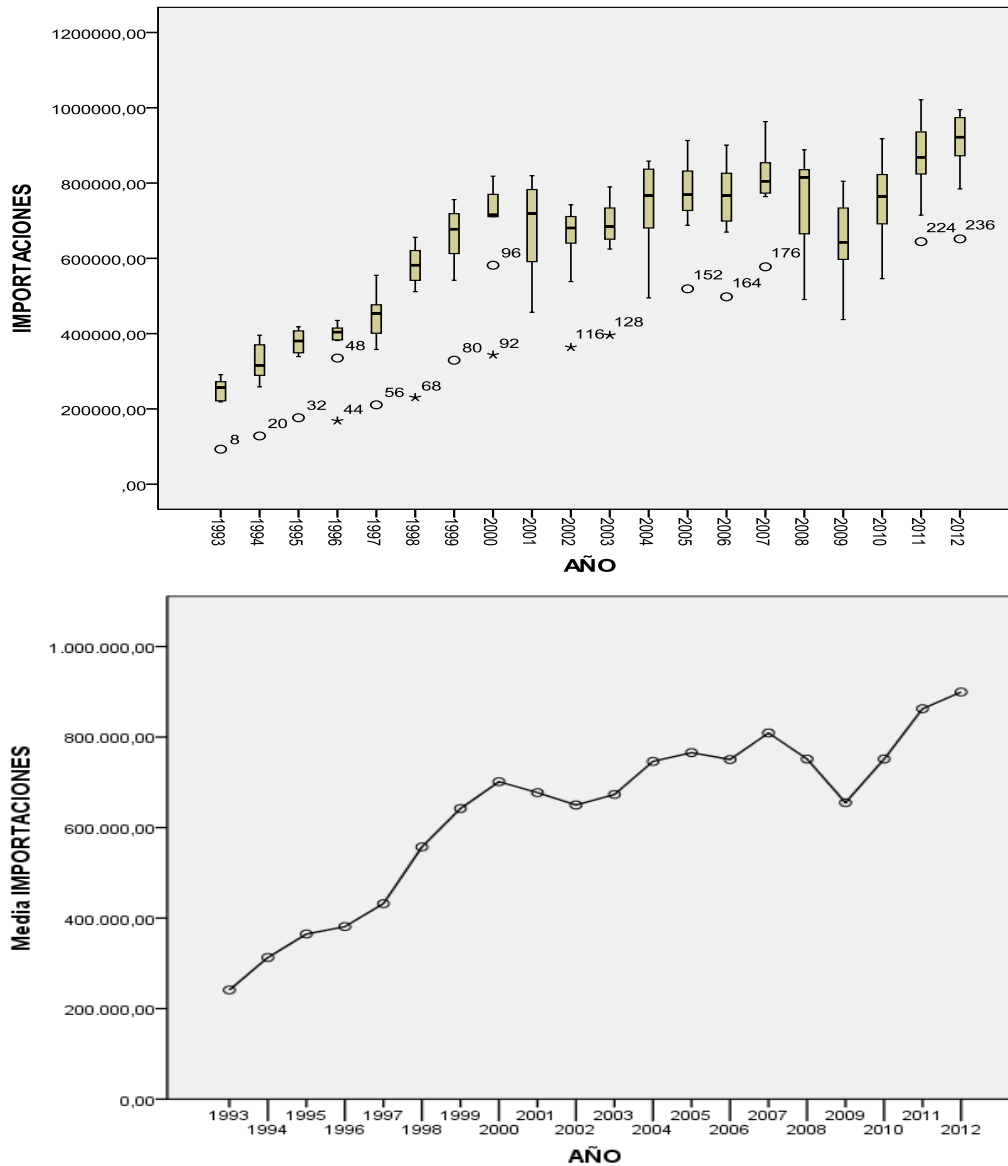
A continuación realizamos una representación por años de las importaciones, para ver su evolución mensual.



Si representamos la serie de importaciones por años, teniendo en cuenta el mes, tiene el mismo comportamiento que la serie de exportaciones anteriormente representada, se ve un claro aumento de las importaciones conforme van pasando los años, y el comportamiento muy similar, siendo más acentuado la bajada del mes de agosto en los años últimos de la serie.

➤ **Análisis de la Tendencia de la Serie de Importaciones**

Gráficamente mediante el diagrama de cajas junto con un gráfico de la media de la serie de importaciones, pasmos a estudiar el nivel de la serie, intentando encontrar patrones y conocer la tendencia.

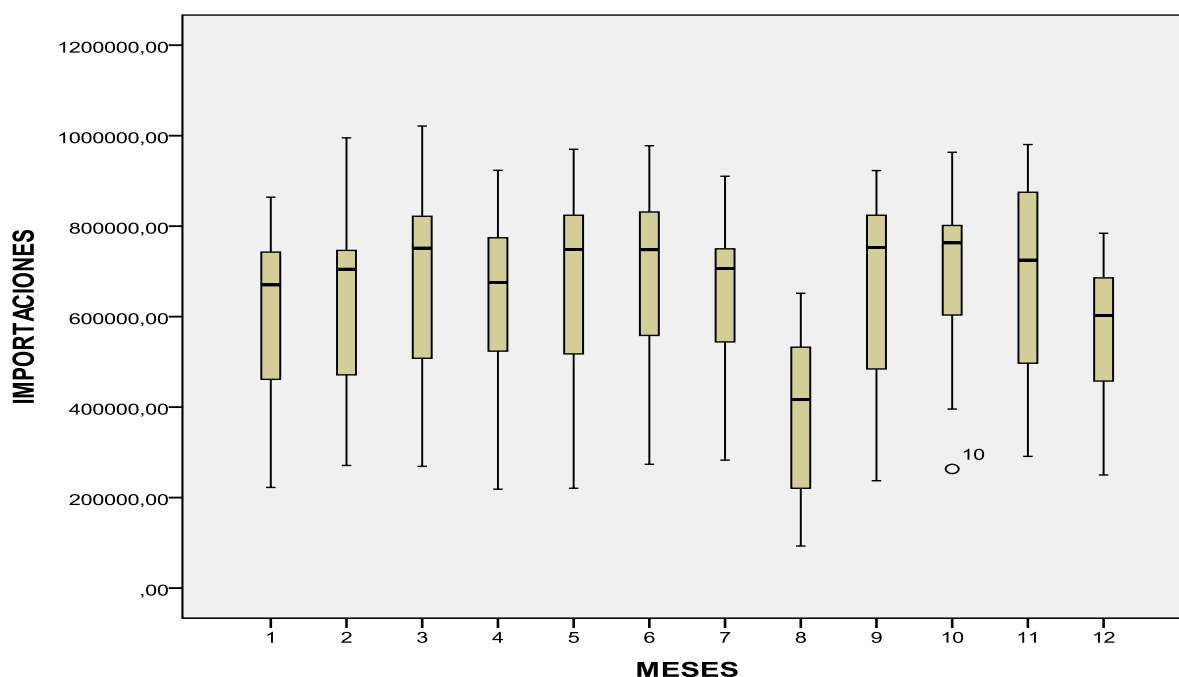


Tanto el gráfico de la media de las importaciones por año, como el gráfico de diagrama de cajas, llegamos a la conclusión de que el nivel cambia con el tiempo y presenta tendencia creciente.

➤ Análisis de la Estacionalidad de la Serie de Importaciones

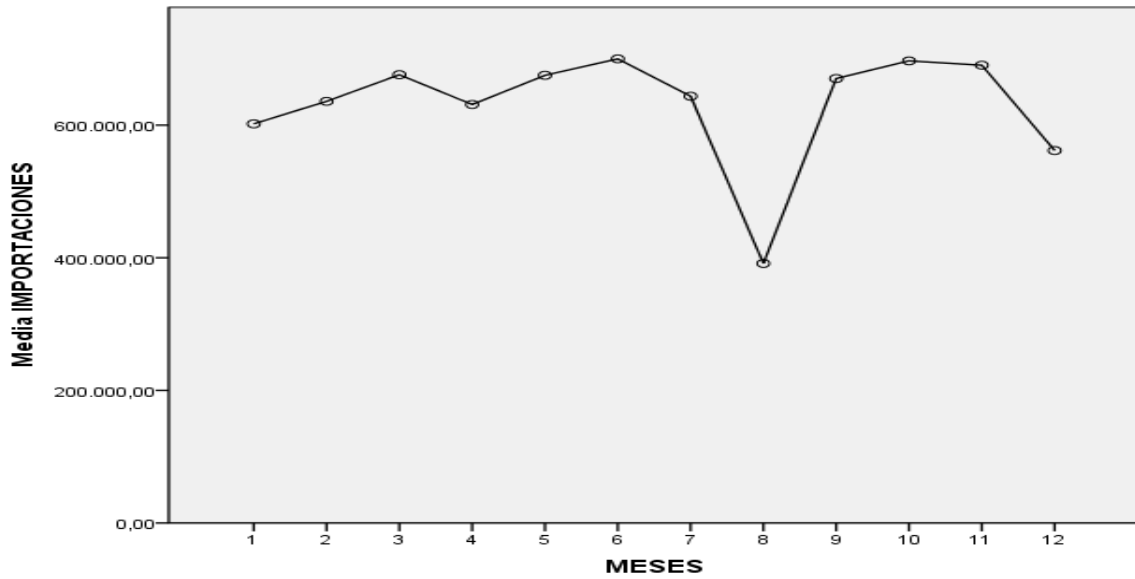
Se podrá decir que la serie es estacional si observamos en ella un patrón sistemático que se repite periódicamente. El gráfico de secuencia se puede intuir un comportamiento estacional, pasamos a continuación a estudiar el comportamiento estacional a través del diagrama box-plot de cada uno de los meses del año, ya que tenemos nuestra serie de exportaciones con las observaciones mensuales.

Tras los análisis anteriores, los distintos gráficos realizados a la serie de exportaciones, se puede observar un patrón similar que se repite año tras año. Con evidentes disminuciones de las exportaciones en Agosto y disminución más moderada en diciembre.

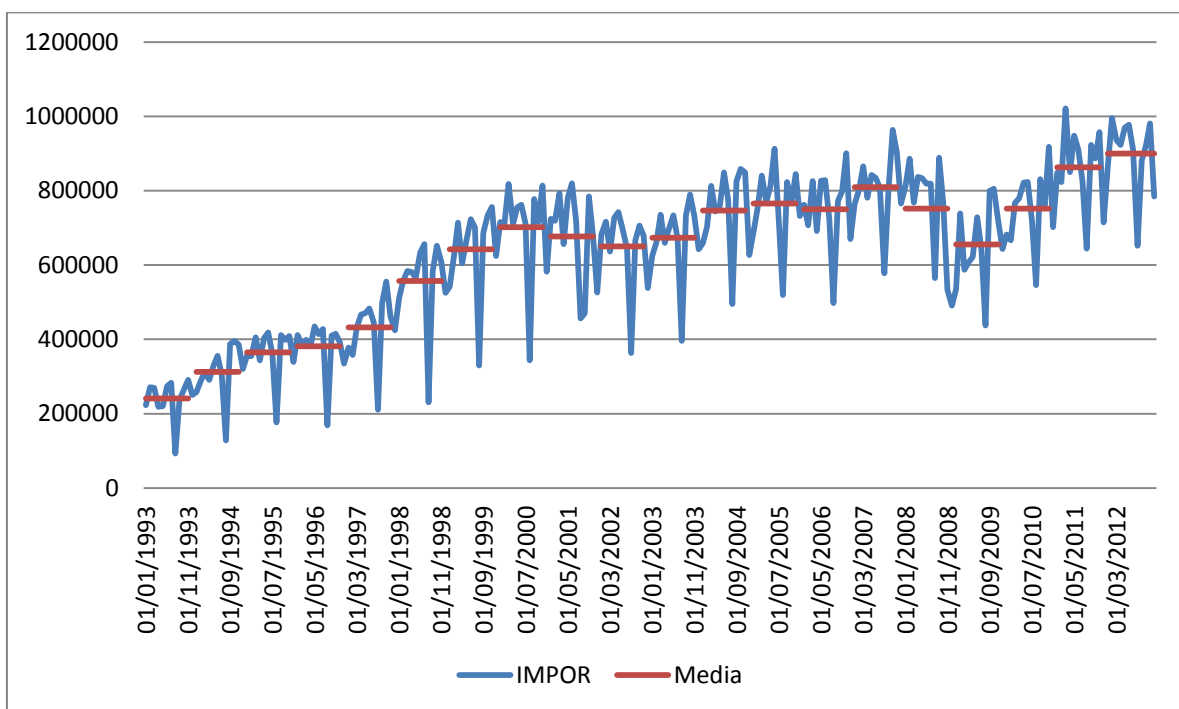


En la serie se puede observar un comportamiento muy similar a lo que ocurre con la serie de exportaciones, la presencia de un valle en agosto y otro menos pronunciado en diciembre, también épocas en las que se puede identificar con periodos vacacionales.

Existe variabilidad (las cajas de los diagramas box-plot son grandes), lo que provoca que se observe peor qué es lo que ocurre, debido a la tendencia, puesto que en un mismo mes, los datos son bastante diferentes conforme han ido pasando los años, son datos que han aumentado mucho.



Si realizamos una representación gráfica de la media de las importaciones mensualmente, de nuestra serie, se aprecia claramente los picos que de los que ya hemos hablado anteriormente.

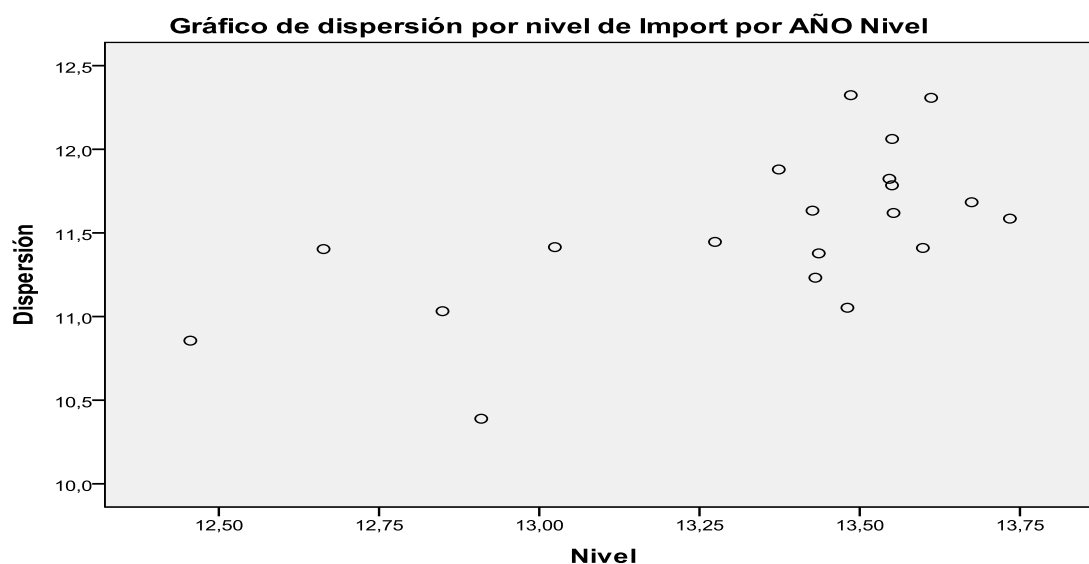


La representación gráfica de las medias anuales muestra la tendencia de la serie

➤ Análisis de la Variabilidad de la Serie de Importaciones

Se estudia la variabilidad de la serie, para conocer si los componentes de la serie se combinan de forma aditiva o de forma multiplicativa.

Realizando un gráfico de dispersión:



* Gráfico de LN de dispersión por LN de nivel
Inclinación = ,819 Potencia para transformación = ,181

Se puede interpretar que existe una dependencia entre variabilidad y nivel, aunque no muestra una tendencia clara lineal. Cuanto mayor es el nivel correspondiente a un año mayor es su variabilidad.

En el diagrama de cajas anteriormente observado, cuanto mayor era el nivel (la mediana) mayor era la caja, por lo que podemos constatar que existe variabilidad. Concluimos que el modelo más idóneo que debemos de utilizar es el multiplicativo.

Si analizamos las desviaciones típicas de cada año junto con sus medias, se puede concluir lo mismo, en la serie se ve que es más frecuente que las desviaciones típicas de cada año crezcan a medida que crece el valor medio.

Resúmenes de casos

IMPORTACIONES

AÑO	Media	Desv. típ.	Varianza
1993	241091,2263	52895,0465	2,80E+09
1994	312834,2183	72653,4156	5,28E+09
1995	364841,2745	66063,3331	4,36E+09
1996	381188,444	71974,8382	5,18E+09
1997	431960,3079	87007,3104	7,57E+09
1998	557268,5599	112412,559	1,26E+10
1999	642021,8934	116589,653	1,36E+10
2000	701340,1263	128529,807	1,65E+10
2001	677194,9082	126568,106	1,60E+10
2002	649895,7306	104902,911	1,10E+10
2003	673154,4498	99785,9649	9,96E+09
2004	746294,7353	109767,197	1,21E+10
2005	765580,7827	99628,8482	9,93E+09
2006	750289,2761	104201,666	1,09E+10
2007	809117,8063	93444,5437	8,73E+09
2008	751412,6605	139768,237	1,95E+10
2009	655065,4197	108504,02	1,18E+10
2010	751441,119	96789,7908	9,37E+09
2011	862744,7405	104860,999	1,10E+10
2012	899591,1807	97955,3067	9,60E+09
Total	631216,443	208295,868	4,34E+10

3. MODELO SUAVIZADO DE HOLT-WINTERS*i. Ajuste de la Tendencia y Descomposición Estacional*

En este apartado, al igual que en la serie de Exportaciones vamos a modelar la tendencia.

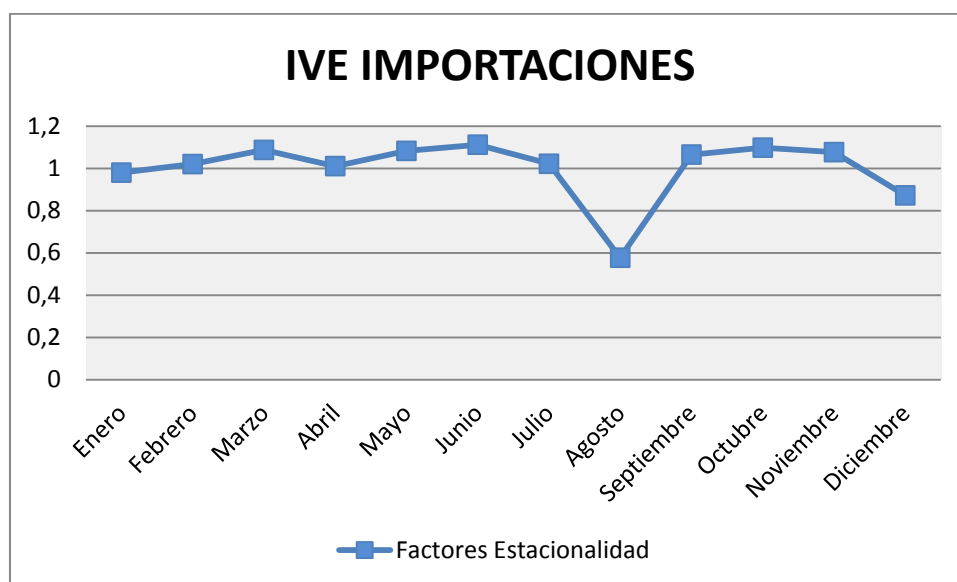
Hasta el momento hemos intuido que es creciente, realizamos el proceso mediante SPSS calculando las componentes estacionales. Pasamos a determinar la tendencia, mediante el método de las medias móviles.

Pasamos a continuación a ver los factores de estacionalidad, únicamente hemos plasmado en la tabla el año 1993, ya que los factores se repiten durante todos los años.

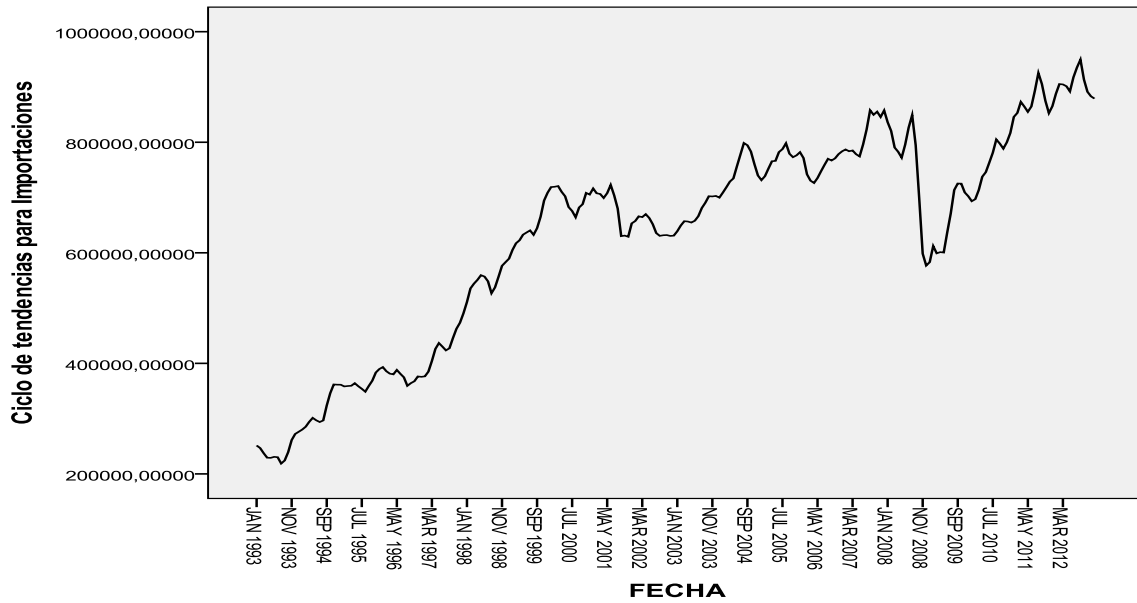
En la serie de importaciones tras el cálculo del Índice de Variación Estacional (Factores de estacionalidad), existen tres meses donde las importaciones toman valores por debajo a la tendencia media, que son enero, diciembre y agosto, siendo en Agosto donde se produce el mayor decremento de las importaciones reduciéndose cerca del 43%, lo mismo que ocurría en la serie de exportaciones.

El resto de meses tienen mayor repercusión, siendo el mes de junio el que mayor repercusión tiene incrementando en algo más del 11%.

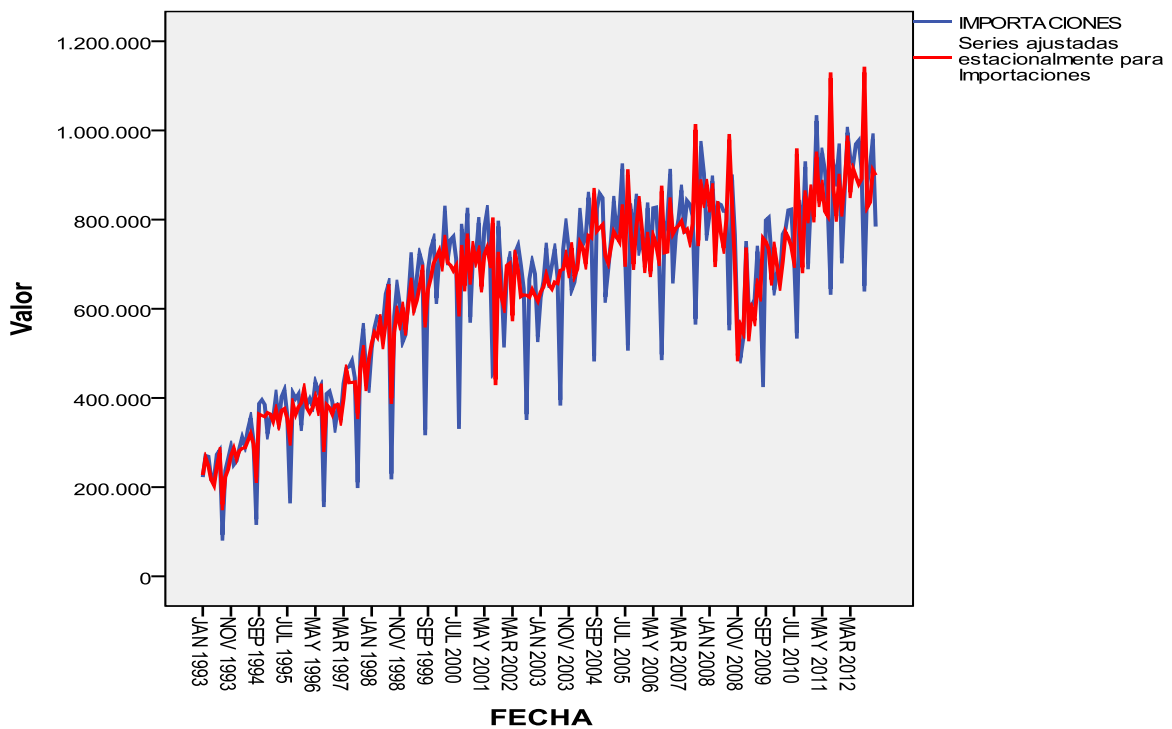
Año	Mes	Factores Estacionalidad
1993	1	0,97955
1993	2	1,01997
1993	3	1,08695
1993	4	1,01036
1993	5	1,08237
1993	6	1,11171
1993	7	1,02143
1993	8	0,57667
1993	9	1,06497
1993	10	1,09773
1993	11	1,07645
1993	12	0,87183



A continuación pasamos a representar la tendencia resultante del proceso de descomposición, de la serie estacional y a por último realizaremos un gráfico de las tres variables conjuntamente, de la tendencia con la serie estacional y la serie original de importaciones de Castilla León.



A continuación representamos gráficamente la serie estacional junto con la serie origina:



A continuación pasamos a buscar un modelo de Holt-Winter (suavizado exponencial). Con nuestra serie de importaciones sin ninguna descomposición ni transformación.

ii. *Modelo suavizado exponencial simple:*

Con el modelo de suavizado exponencial simple, vamos a suavizar la serie de importaciones.

✓ *Método Holt - Winter (Multiplicativo)*

Como ya hemos mencionado anteriormente el método de Holt Winter es una extensión del de Holt, que tiene en cuenta tanto la estacionalidad como la tendencia.

Estadísticos del modelo

Modelo	Número de predictores	Estadísticos de ajuste del modelo							
		R-cuadrado estacionaria	R-cuadrado	RMSE	MAPE	MAE	MaxAPE	MaxAE	BIC normalizado
IMPORTACIONES-Modelo_1	0	,516	,911	62354,052	7,260	43144,985	77,045	362403,440	22,150

El error absoluto porcentual medio es 7%, la incertidumbre media de la predicción del modelo ronda el 7% un valor bastante bajo.

El R-cuadrado está cercano a la unidad indica un ajuste bueno.

Estadísticos del modelo

Modelo	Número de predictores	Estadísticos de ajuste del modelo			Ljung-Box Q(18)			Número de valores atípicos
		R-cuadrado estacionaria	R-cuadrado	BIC normalizado	Estadísticos	GL	Sig.	
IMPORTACIONES-Modelo_1	0	,516	,911	22,150	23,725	15	,070	0

El estadístico Ljung-Box nos permite analizar si existe o no autocorrelación, no se rechaza la hipótesis nula, lo que nos da indicios de que el modelo está correctamente especificado.

Parámetros del modelo de suavizado exponencial

Modelo	Estimación	ET	t	Sig.	
IMPORTACIONES-Modelo_1 Sin transformación	Alpha (Nivel)	,276	,039	6,989	,000
	Gamma (Tendencia)	,001	,008	,121	,904
	Delta (Estación)	,293	,051	5,750	,000

La estimación de los parámetros del modelo de suavizado exponencial, nos muestra la tendencia significativa.

El modelo quedaría de la forma:

$$L_T = \alpha(Y_t/S_{t-s}) + (1 - \alpha) (L_{t-1} + b_{t-1}) = 0,276 (Y_t/S_{t-s}) + 0,724(L_{t-1} + b_{t-1})$$

$$b_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta) b_{t-1} = 0,001(L_t - L_{t-1}) + 0,999 b_{t-1}$$

$$S_t = \gamma(Y_t/L_t) + (1 - \gamma) S_{t-s} = 0,293(Y_t/L_t) + 0,707 S_{t-s}$$

$$F_{t+m} = (L_t + b_t m) S_{t-s+m}$$

Siendo S= 12.

Las previsiones realizadas por este modelo son:

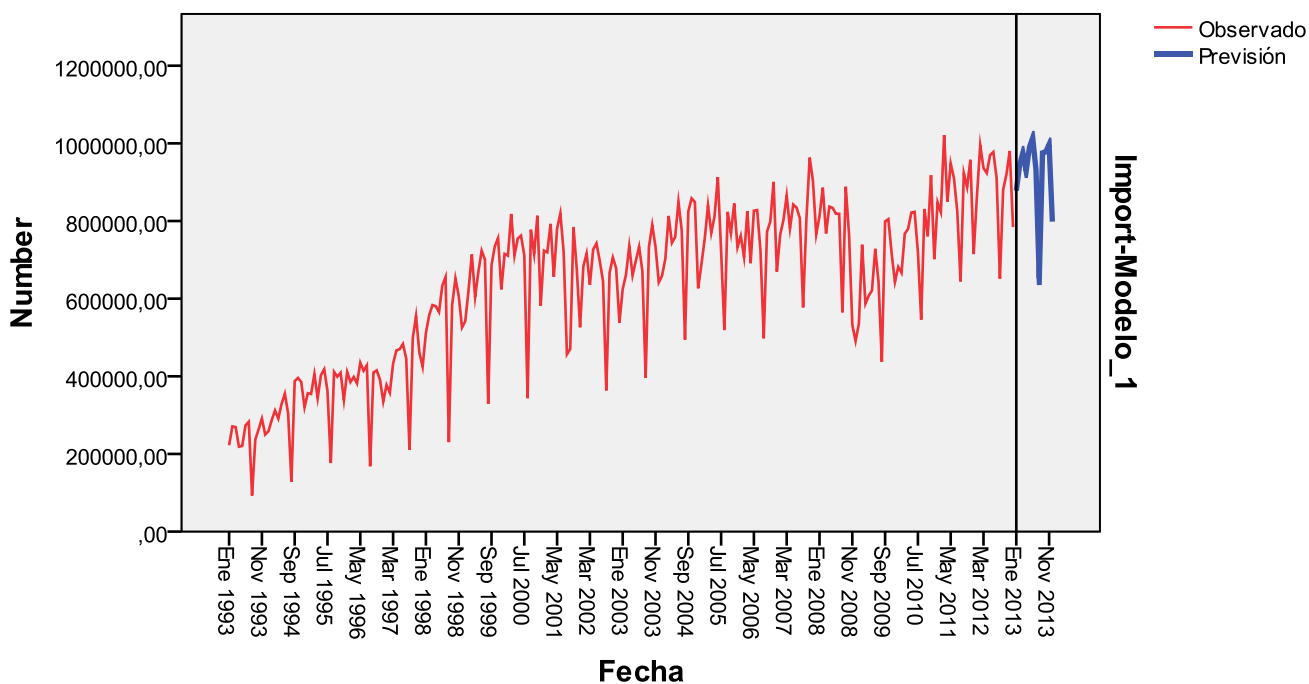
PREDICCIONES E INTERVALOS DE PREDICCIÓN

Modelo		Ene 2013	Feb 2013	Mar 2013	Abr 2013	May 2013	Jun 2013
IMPORTACIONES- Modelo_1	Previsión	878147,70	943474,47	975533,43	928443,93	989935,18	1014229,64
	LCS	1000986,68	1071581,24	1108659,64	1064474,47	1132277,59	1161550,55
	LCI	755308,72	815367,70	842407,21	792413,39	847592,77	866908,73

PREDICCIONES E INTERVALOS DE PREDICCIÓN

Modelo		Jul 2013	Ago 2013	Sep 2013	Oct 2013	Nov 2013	Dic 2013
IMPORTACIONES- Modelo_1	Previsión	932319,51	652058,31	975527,27	978404,91	997229,99	798399,51
	LCS	1079386,01	789310,99	1136827,40	1143330,37	1167000,50	955240,20
	LCI	785253,01	514805,62	814227,14	813479,45	827459,49	641558,82

Siendo gráficamente:



Los últimos datos ofrecidos por aduanas de importaciones son de abril de 2013, por lo que se puede realizar una comparativa con los valores que ha predicho el modelo.

Fecha	Importaciones	Previsión	% Var
Enero de 2013	838.387,50	878.147,70	4,74
Febrero de 2013	776.098,19	943.474,47	21,57
Marzo de 2013	892.325,13	975.533,43	9,32
Abril de 2013	900.686,60	928.443,93	3,08

Todas las previsiones dan por encima del valor real, el único valor que se desvía con mayor intensidad es el valor de febrero, que se ha estimado con un 22% de variación, por encima del valor real, este valor también está fuera de los Límites de Confianza Estimados al 95%.

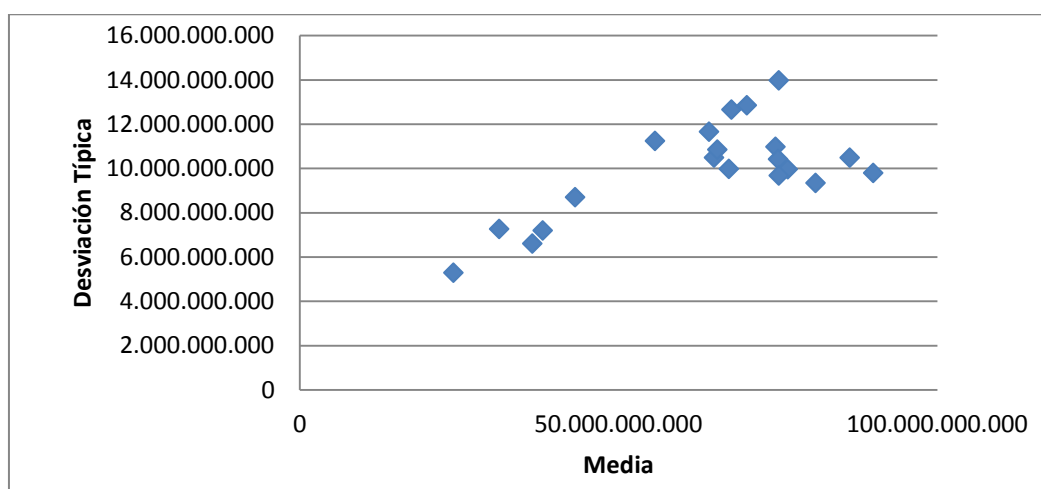
4. MODELOS PROPUESTOS BOX Y JENKINS

A continuación procedemos a encontrar un modelo de la familia ARIMA que se ajuste a los datos para lo cual utilizaremos la metodología de Box-Jenkins.

Identificación del Modelo

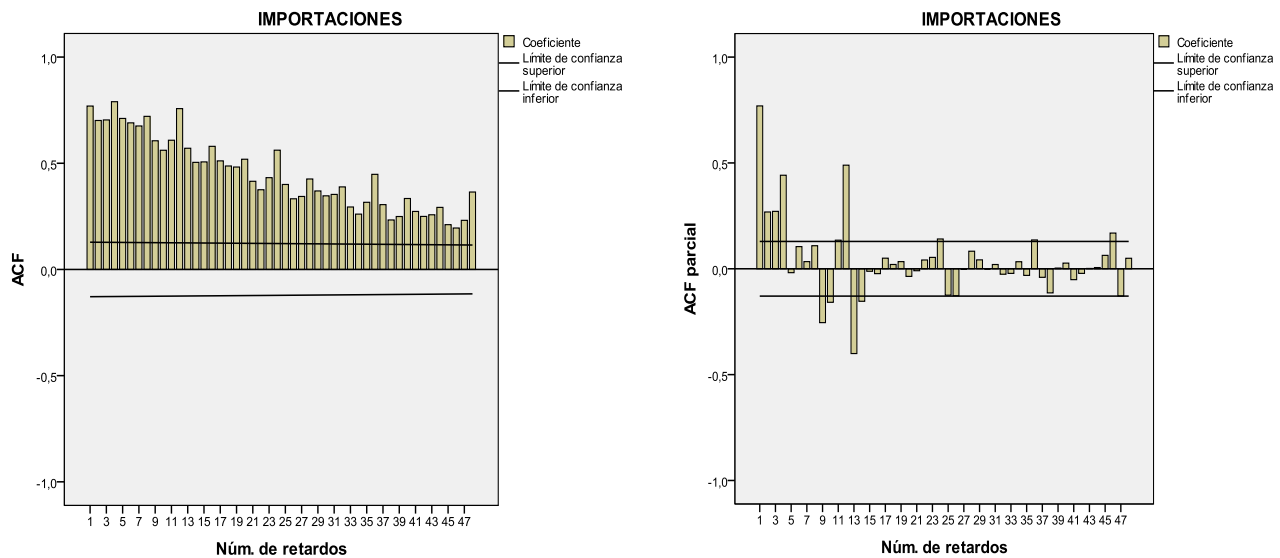
Comenzaremos estudiando la estacionariedad de la serie, ya se ha comprobado la tendencia creciente existente en la serie de Importaciones (al igual que ocurría con las Exportaciones) y por lo tanto sabemos que la serie es no estacionaria en media, esta tendencia puede eliminarse tomando diferencias regulares.

A continuación vamos a comprobar la estacionariedad en varianza, para ello realizamos un gráfico de la desviación típica de cada año como función de la media del año:



Se puede ver una dependencia del tipo lineal entre ambas variables, sobre todo al principio, ya que finalmente los puntos se dispersan. Aun así vamos a realizar la transformación logarítmica, la varianza de la serie crece, de forma más o menos continuada, por lo que puede estabilizarse tomando logaritmos neperianos. Con la transformación logarítmica, además de inducir la estacionariedad en varianza también induce normalidad en los datos, al igual que hicimos con la serie de exportaciones.

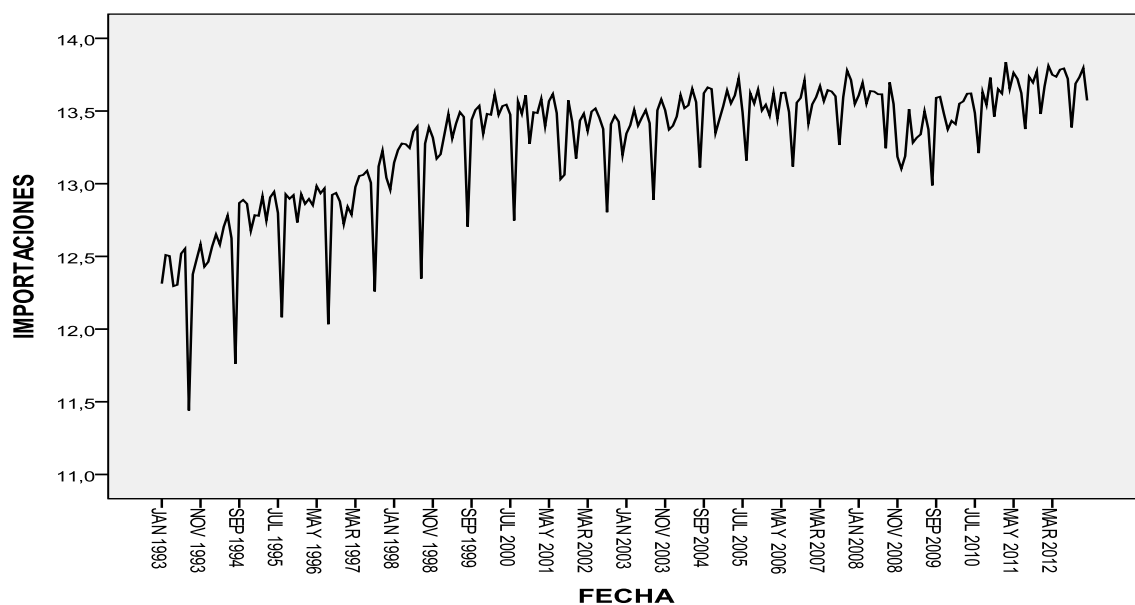
Se observa en la ACF no se puede decir que decrece exponencialmente, como es de esperar en una serie estacionaria, decrecimiento muy lento debido a la tendencia de la serie.



En el gráfico de la FAP, se puede comprobar que el primer retardo es el más alto.

Como ya adelantamos anteriormente procedemos a realizar una transformación logarítmica y estudiaremos si realmente provoca una mejora en los datos.

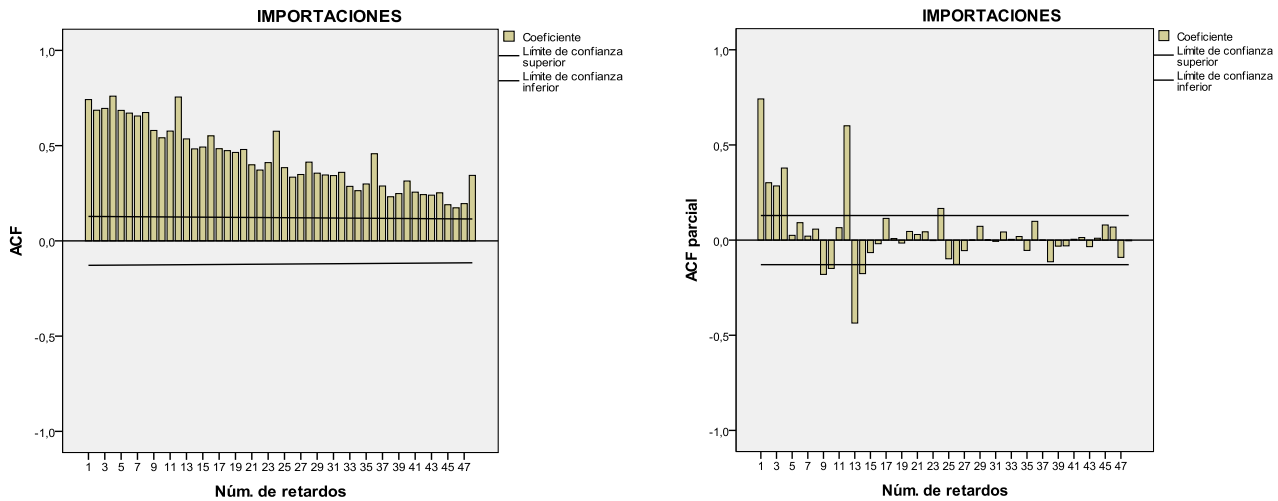
Con la transformación, obtenemos el siguiente gráfico de secuencia:



Transformaciones: log natural

Gráficamente parece que hemos conseguido una variabilidad más constante.

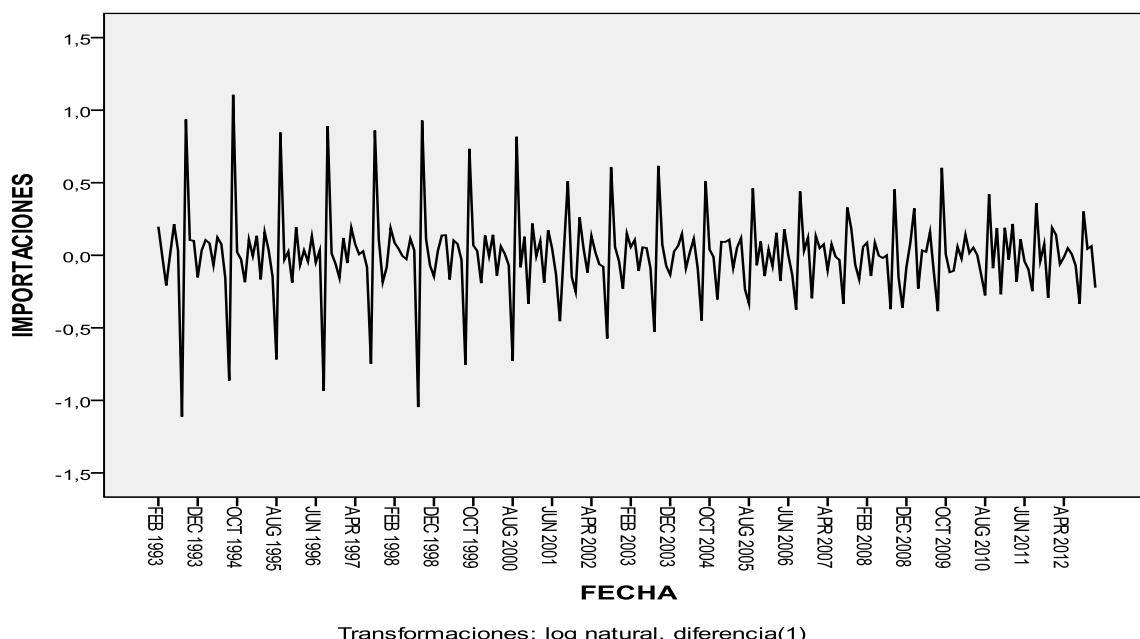
A continuación para estabilizar la media de la serie de importaciones decidiremos si es necesario diferenciar la serie, (hecho que ya habíamos adelantado), en este caso lo decidiremos mediante la representación gráfica de la serie de la función de autocorrelación (FAS y FAP), de los datos transformados.



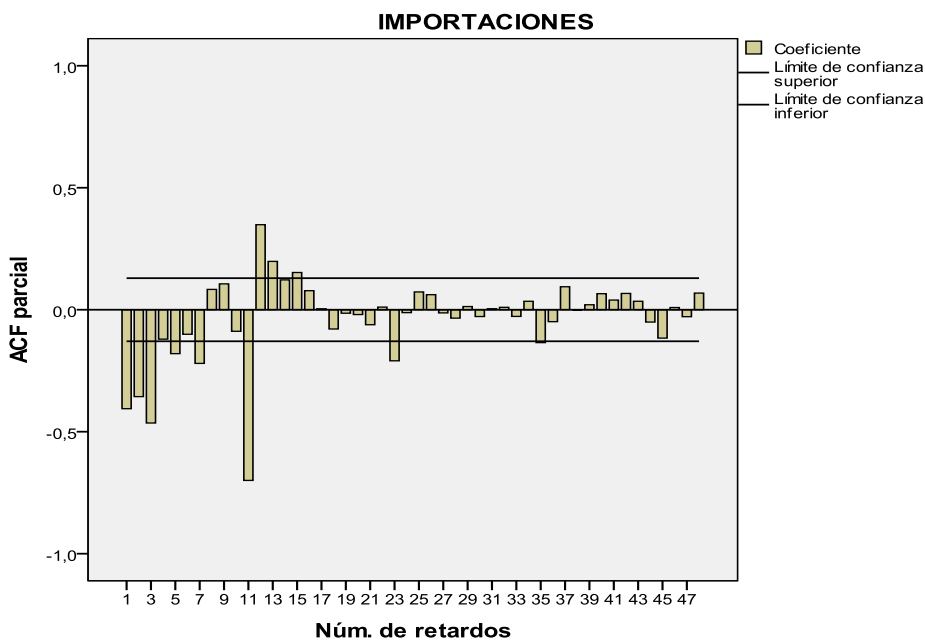
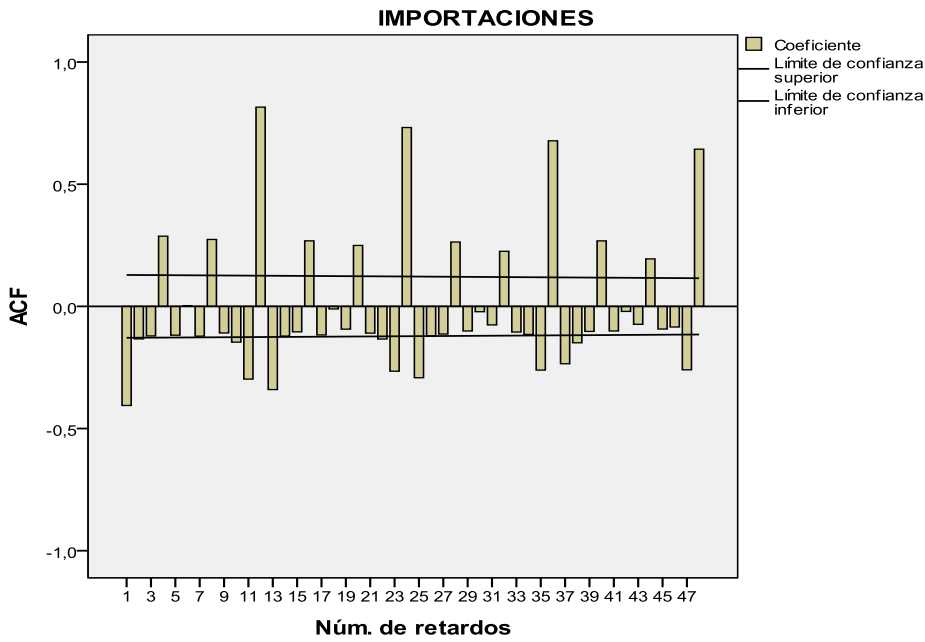
Gráficamente en la ACF los datos decrecen lentamente, aunque existen los mismos picos que existían antes de realizar la transformación logarítmica. La ACF parcial, tiene un comportamiento similar a la de los datos sin transformar.

Vamos a realizar una diferenciación regular de primer orden, debido a que el primer retardo de la función FAP es el más significativo.

Al tomar diferencias se elimina la tendencia de la serie, haciéndola estacionaria.



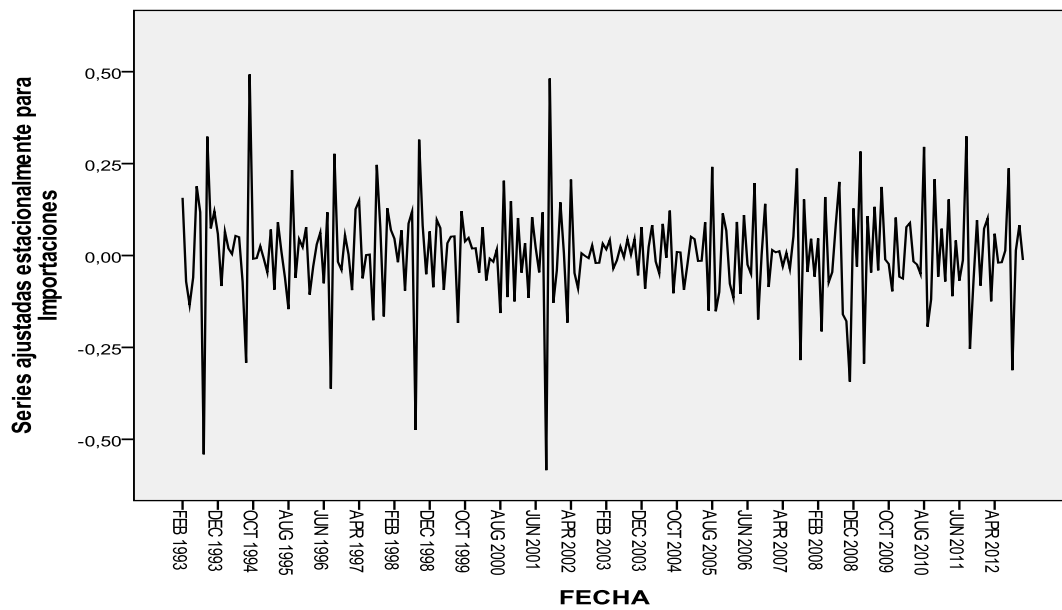
A continuación realizamos la representación gráfica de la FAS y la FAP de la serie con la transformación logarítmica y con la diferenciación de orden 1.



Observando la FAS muestral de la serie del logaritmo de la serie de importaciones, con una diferencia regular, se observan que existen correlaciones altas y persistentes en los retardos estacionales (12, 24 y 36), esto sugiere la necesidad de tomar una diferencia estacional para obtener una serie estacionaria.

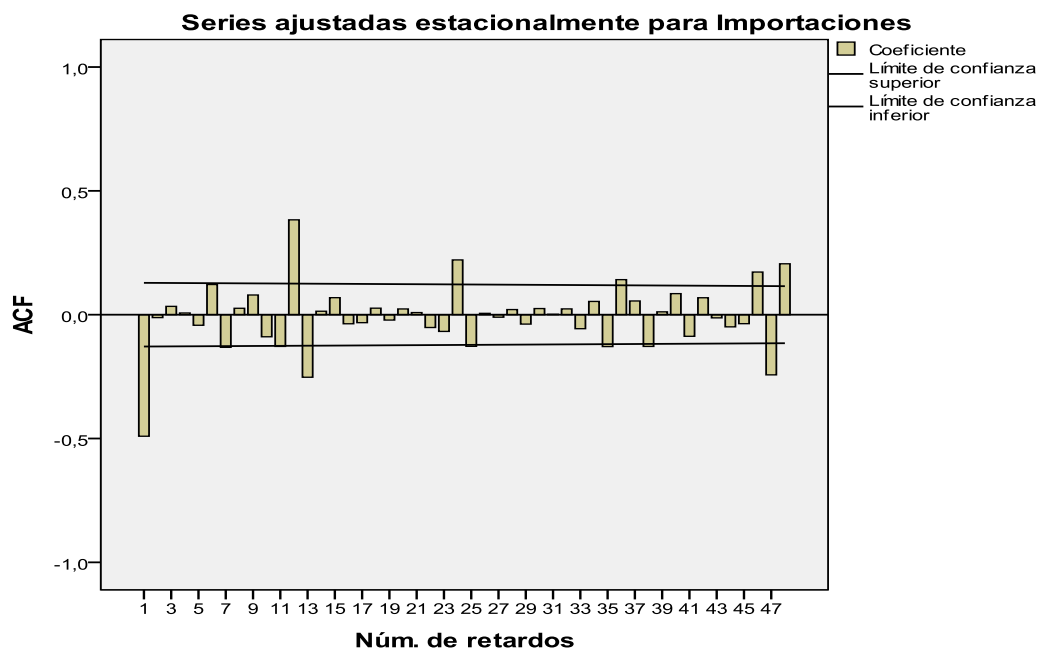
La FAP también presenta picos significativos en el retardo 12 y en los adyacentes. Al igual ocurre en el retardo 24 y adyacentes. Por lo tanto parece ser necesaria una diferenciación estacional con período 12.

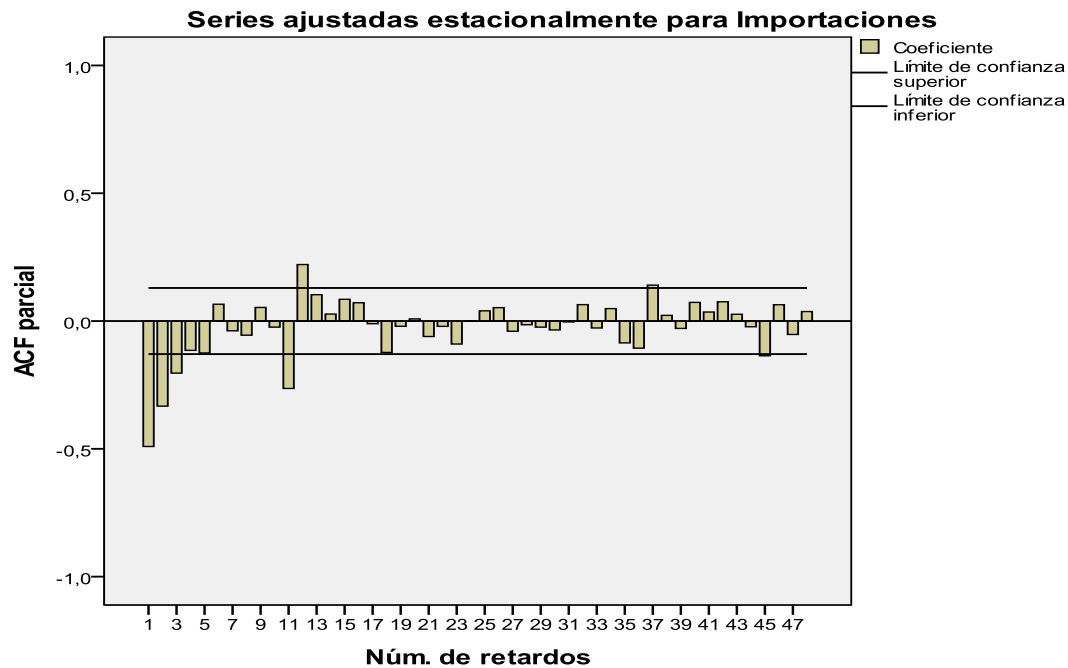
Diferenciación estacional:



Transformaciones: log natural, diferencia(1)

Esta es la serie resultante después de haber diferenciado una vez regularmente y otra estacionalmente con período 12, y realizado también la transformación logarítmica.





Tras la estas transformación de la serie de importaciones, hemos conseguido unos gráficos FAS y FAP bastante más limpios que con la serie origina, para que así podamos intentar predecir modelo más claramente.

Observando la FAS muestra:

- a) Un coeficiente significativo (r_1) junto con coeficientes significativos en los retardos estacionales r_{12} , r_{24} y r_{36}
- b) Interacción alrededor de los retardos estacionales manifestada en los retardos r_{11} y r_{13} junto con r_{23} y r_{25} . y los r_{35} y r_{37}

La parte regular sugiere un modelo MA(1), ya que hay un solo hay un retardo que corta en los primeros retardos y vemos interacción que produce coeficientes significativos en un retardo alrededor de los retardos estacionales.

La parte estacional es más compleja, la estructura observada es compatible con un AR(1)₁₂ con coeficiente negativo (estructura de decrecimiento con signos alternos) y también con AR más largos o ARMA (1,1)₁₂. (el problema es que solo tenemos tres coeficientes para obtener la estructura)

Observando la FAP:

Confirma una estructura MA(1) para la parte regular: se puede observar un decrecimiento geométrico en los primeros retardos y también, una reiteración que se repite después de algunos retardos estacionales. Se puede considerar un AR(1) estacional considerando que el retardo 36 de la FAP puede ser 0, también es compatibles con un AR(2)₁₂ o también con un ARMA(1,1)₁₂ para la parte estacional

Por lo que pasaremos a estimar modelos con parte MA(1) para la parte regular y AR(2) o ARMA (1,1) para la parte estacional.

Quedando los siguientes modelos propuestos.

MODELO PROPUESTOS

A) ARIMA(0,1,1)X(0,1,1)₁₂

1.A – Estimación de los parámetros

Parámetros del modelo ARIMA

				Estimación	ET	t	Sig.
IMPORTACIONES- Modelo_1	IMPORTACIONES	Sin transformación	Diferencia	1			
			MA Retardo 1	0,712	0,048	14,757	0
			Diferenciación estacional	1			
			MA, estacional Retardo 1	0,844	0,056	15,19	0

El modelo prescinde de la constante y tiene la siguiente estructura:

$$(1-B)(1-B^{12})z_t = (1-0,712B)(1-0,844B^{12})a_t$$

1.B – Diagnósis del Modelo

✓ Estacionariedad

Las raíces de los polinomios de media móvil serían:

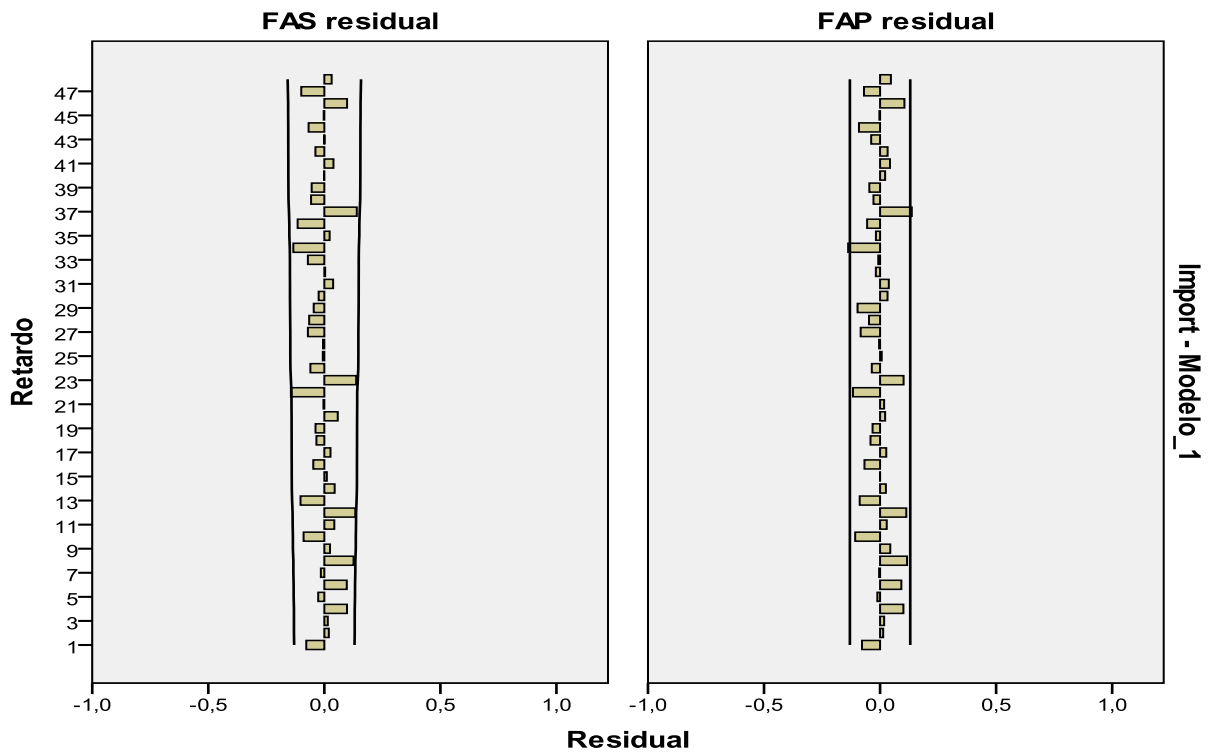
La raíz del polinomio regular es 1,404 > 1, por lo que también es un proceso invertible.

Las 12 raíces del polinomio estacional tienen de módulo 1,014 incluyendo las dos raíces reales. En valor absoluto son mayores que la unidad, con lo que es invertible el proceso.

Se puede afirmar que existe estacionariedad.

✓ **Análisis residual**

A continuación pasamos a realizar un análisis de los residuos del modelo propuesto.



No existen retardos significativos ni en la FAS ni en la FAP. Tanto la FAS y la FAP se asemejan a un ruido blanco.

Aun así analizaremos los residuos para cerciorarnos de que los residuos son aleatorios e incorrelados.

✓ **Aleatoriedad e independencia de los residuos**

Prueba de rachas

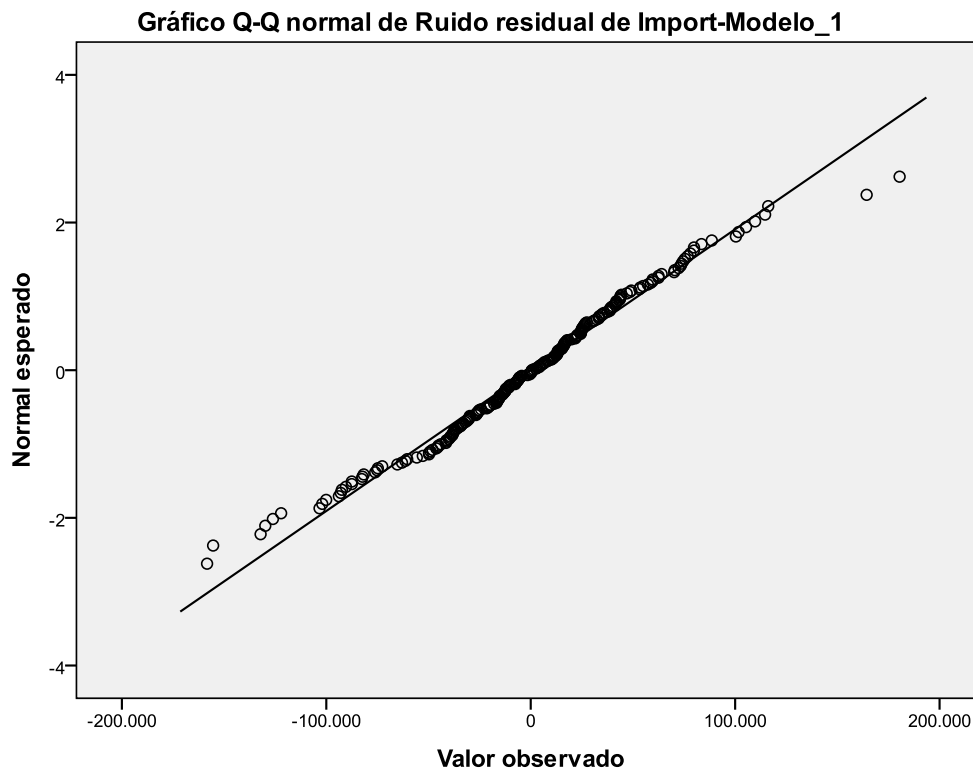
	Ruido residual de Import-Modelo_1
Valor de prueba ^a	606,7
Casos < Valor de prueba	113
Casos >= Valor de prueba	114
Casos en total	227
Número de rachas	121
Z	0,865
Sig. asintót. (bilateral)	0,387

a. Mediana

En ninguno de los casos pueden descartarse el cumplimiento de las hipótesis de aleatoriedad e independencia de los residuos, con lo que pueden considerarse como un ruido blanco.

✓ **Normalidad de los residuos:**

Realizamos el gráfico QQ-Plot:



Gráficamente se puede observar que no existen problemas de normalidad, aunque intentaremos reafirmar esto con resultados analíticos:

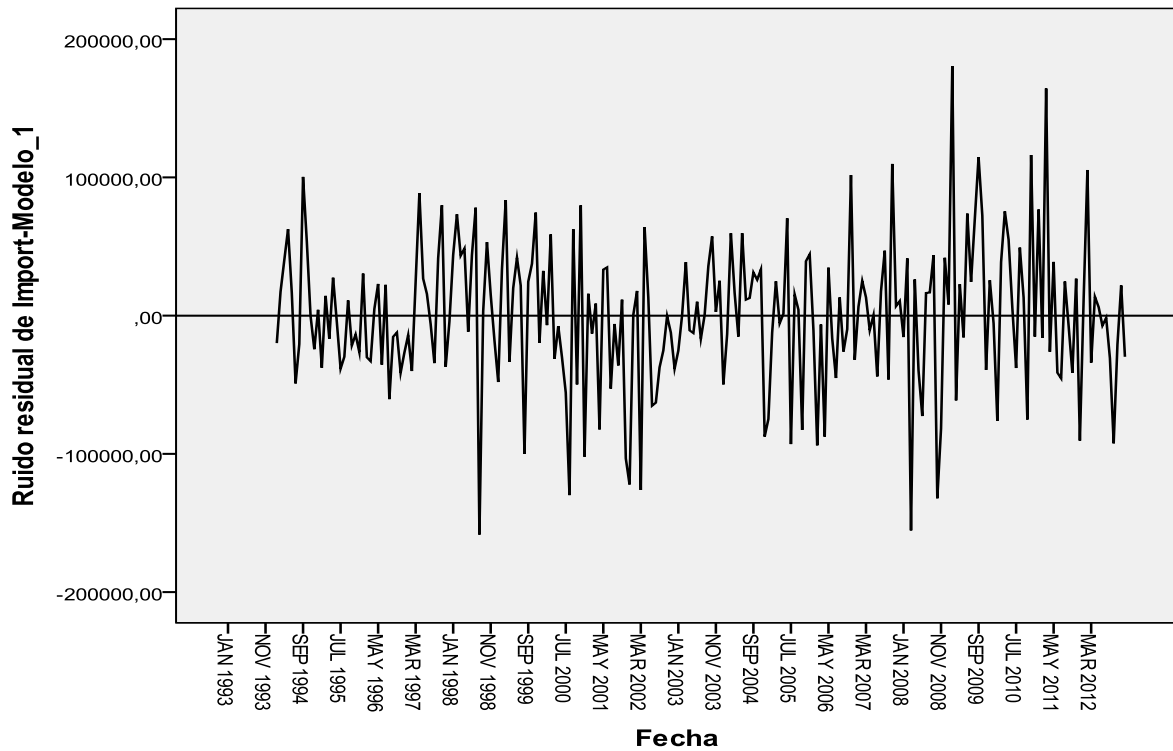
Pruebas de normalidad

	Kolmogorov-Smirnov ^a			Shapiro-Wilk		
	Estadístico	gl	Sig.	Estadístico	gl	Sig.
Ruido residual de Import-Modelo_1	0,056	227	0,08	0,986	227	0,029

a. Corrección de la significación de Lilliefors

El contraste de Kolmogorov-Smirnov sería significativo, al nivel 0.1 y el de Shapiro-Wilk, significativos al 0,05 con lo que existen dudas acerca de la normalidad de los residuos.

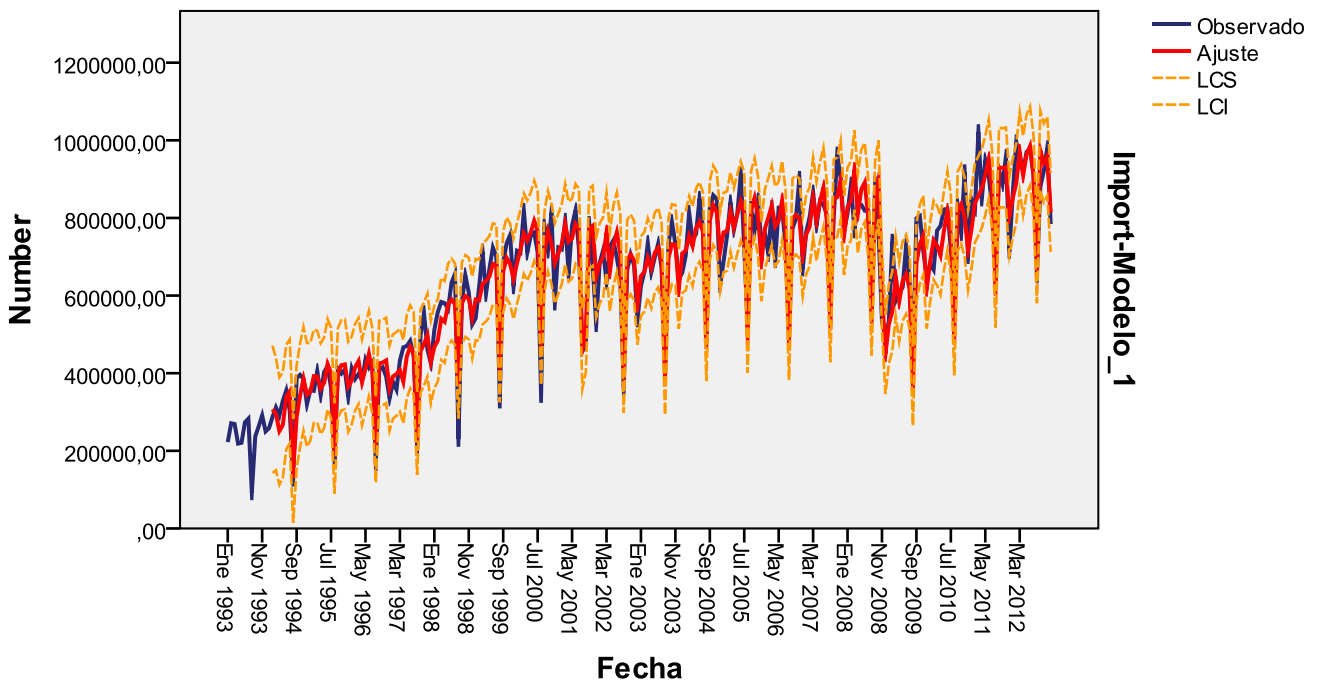
✓ **Homocedasticidad de los residuos:**



No parece existir problemas de heterocedasticidad en los residuos frente al tiempo.

1.C – Representación del ajuste:

El ajuste del modelo a los puntos se observa en el siguiente gráfico.



Existen períodos donde las estimaciones no son demasiado buenas. Parece sobre estimar los valores bajos e infraestimar los valores altos.

1.D – Omisión de parámetros

- Los errores estándares de los estimadores son muy bajos, con lo que los parámetros estimados son útiles. El p-valor=0 asociado a cada parámetro indica que no podemos prescindir de ellos en el modelo.
- Comprobando la correlación existente:

Estadísticos del modelo

Modelo	Número de predictores	Estadísticos de ajuste del modelo		Ljung-Box Q(18)			Número de valores atípicos
		R-cuadrado estacionaria	R-cuadrado	Estadísticos	GL	Sig.	
IMPORTACIONES-Modelo_1	0	0,672	0,925	20,864	16	0,184	2

R², es 0,925 cercano a uno, indica que el ajuste es bueno (cuanto más cercano a uno mejor será el ajuste)

El contraste Ljung-Box da un valor no significativo, lo que nos puede ayudar a estar seguros de que el modelo está correctamente especificado.

1.E – Subespecificación del modelo

Incrementamos cada uno de los parámetros en una unidad, con objeto de observar el comportamiento de la serie.

❖ Modelo ARIMA (1,1,1)x(0,1,1)₁₂

Parámetros del modelo ARIMA

					Estimación	ET	t	Sig.
EXPORTACIONES-Modelo_1	EXPORTACIONES	Sin transformación	AR	Retardo 1	-0,169	0,087	-1,939	0,054
			Diferencia		1			
			MA	Retardo 1	0,702	0,065	10,807	0
			Diferenciación estacional		1			
			MA, estacional	Retardo 1	0,818	0,055	14,89	0

Estadísticos del modelo

Modelo	Número de predictores	Estadísticos de ajuste del modelo			Ljung-Box Q(18)			Número de valores atípicos
		R-cuadrado estacionaria	R-cuadrado	BIC normalizado	Estadísticos	GL	Sig.	
EXPORTACIONES-Modelo_1	0	0,624	0,923	22,225	31,157	15	0,008	3

En este caso se rechaza la utilidad del parámetro AR(1). El estadístico Ljung-Box es significativo, por lo que no podemos estar seguros de que el modelo está correctamente especificado. Además su error estándar es bastante alto, por lo que este modelo lo desecharíamos.

❖ Modelo ARIMA (1,1,2)x(0,1,1)₁₂

Parámetros del modelo ARIMA

				Estimación	ET	t	Sig.	
EXPORTACIONES-Modelo_1	EXPORTACIONES	Sin transformación	Diferencia	1				
			MA	Retardo 1	0,898	0,066	13,519	0
				Retardo 2	-0,177	0,068	-2,618	0,009
			Diferenciación estacional	1				
			MA, estacional	Retardo 1	0,815	0,055	14,864	0

Estadísticos del modelo

Modelo	Número de predictores	Estadísticos de ajuste del modelo			Ljung-Box Q(18)			Número de valores atípicos
		R-cuadrado estacionaria	R-cuadrado	BIC normalizado	Estadísticos	GL	Sig.	
EXPORTACIONES-Modelo_1	0	0,627	0,923	22,219	27,614	15	0,024	3

Todos los parámetros son significativos aunque el estadístico Ljung-Box, nos hace rechazar el modelo.

❖ Modelo ARIMA (0,1,1)x(1,1,1)₁₂

Parámetros del modelo ARIMA

				Estimación	ET	t	Sig.	
EXPORTACIONES-Modelo_1	EXPORTACIONES	Sin transformación	Diferencia	1				
			MA	Retardo 1	0,761	0,046	16,671	0
			AR, estacional	Retardo 1	0,187	0,093	2,016	0,045
			Diferenciación estacional	1				
			MA, estacional	Retardo 1	0,909	0,086	10,56	0

Estadísticos del modelo

Modelo	Número de predictores	Estadísticos de ajuste del modelo			Ljung-Box Q(18)			Número de valores atípicos
		R-cuadrado estacionaria	R-cuadrado	BIC normalizado	Estadísticos	GL	Sig.	
EXPORTACIONES-Modelo_1	0	0,626	0,923	22,221	27,439	15	0,025	3

El p-valor del SAR(1) indica que si bien no rechazamos la utilidad del parámetro, tenemos que tener cuidado con él. Además su error estándar es más elevado.

El estadístico Ljung-Box es significativo, no se puede estar seguro de que el modelo está correctamente especificado.

❖ **Modelo ARIMA (0,1,2)x(0,1,1)₁₂**

Parámetros del modelo ARIMA

				Estimación	ET	t	Sig.	
IMPORTACIONES- Modelo_1	IMPORTACIONES	Sin transformación	Diferencia	1				
			MA	Retardo 1	0,809	0,067	12,028	0
				Retardo 2	-0,122	0,067	-1,815	0,071
			Diferenciación estacional	1				
			MA, estacional	Retardo 1	0,836	0,055	15,16	0

Estadísticos del modelo

Modelo	Número de predictores	Estadísticos de ajuste del modelo		Ljung-Box Q(18)			Número de valores atípicos
		R-cuadrado estacionaria	R-cuadrado	Estadísticos	GL	Sig.	
IMPORTACIONES- Modelo_1	0	0,676	0,926	15,402	15	0,423	2

El p-valor del MA(2) indica que rechazamos la utilidad del parámetro.

❖ **Modelo ARIMA (0,1,1)x(1,1,0)₁₂**

Parámetros del modelo ARIMA

				Estimación	ET	t	Sig.	
IMPORTACIONES- Modelo_1	IMPORTACIONES	Sin transformación	Diferencia	1				
			MA	Retardo 1	,666	,052	12,704	,000
			AR, estacional	Retardo 1	-,277	,069	-4,006	,000
			Diferenciación estacional	1				

Estadísticos del modelo

Modelo	Número de predictores	Estadísticos de ajuste del modelo			Ljung-Box Q(18)			Número de valores atípicos
		R-cuadrado estacionaria	R-cuadrado	BIC normalizado	Estadísticos	GL	Sig.	
IMPORTACIONES- Modelo_1	0	,701	,931	21,894	18,758	16	,281	7

Todos los parámetros son significativos, los errores estándar no son muy altos.

El estadístico Ljung-Box es no significativo por lo que podemos asegurar de que el modelo está correctamente especificado.

Pasamos a estudiar más detenidamente este modelo.

B) ARIMA $(0,1,1) \times (1,1,0)_{12}$ **2.A – Estimación de los parámetros**

El modelo quedaría de la forma:

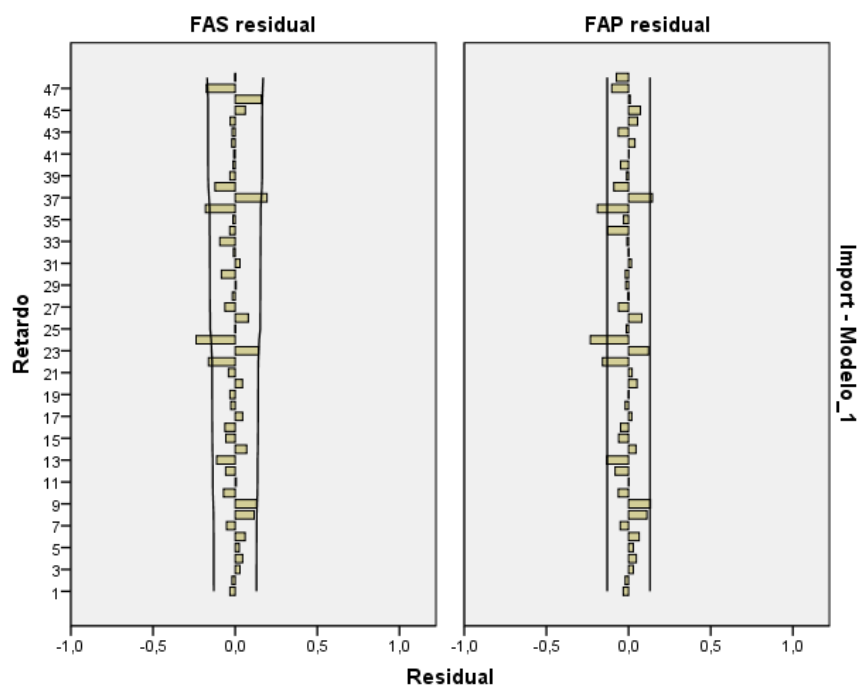
$$(1-B)(1-B^{12}) (1+0,277B^{12})z_t = (1-0,666B)a_t$$

Todos los parámetros son significativos, por lo que no hay sobre especificación.

2.B – Diagnósis del Modelo**✓ Estacionariedad**

La raíz del polinomio de media móvil regular es: $1,50 > 1$, con lo que es invertible y también claramente regular ya que el coeficiente del polinomio regular es finito.

Las raíces del polinomio autorregresivoson complejas y su módulo es $1,12 > 1$.

✓ Análisis residual

Hasta el 21 y el 23 retardo no existen picos significativos en la FAS y en la FAP. Parece que se asemejan a un ruido blanco.

Analizaremos empíricamente los residuos para ver si descartamos su independencia.

✓ **Aleatoriedad e independencia de los residuos**

Prueba de rachas

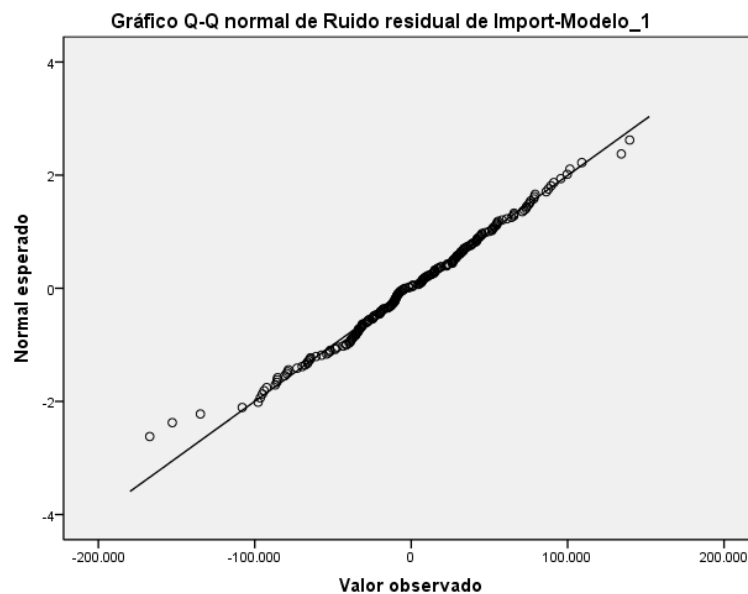
	Ruido residual de Import-Modelo_1
Valor de prueba ^a	-3825,31
Casos < Valor de prueba	113
Casos >= Valor de prueba	114
Casos en total	227
Número de rachas	116
Z	,200
Sig. asintót. (bilateral)	,842

a. Mediana

Los p-valores indican claramente que no pueden rechazar las hipótesis de aleatoriedad e independencia de los residuos del modelo propuesto.

✓ **Normalidad de los residuos:**

Representando un QQ-Plot:



Sólo parece existir una ligera desviación de la normalidad al principio, aunque no parece ser importante. Nos ayudaremos de los test de normalidad para corroborar este hecho.

Pruebas de normalidad

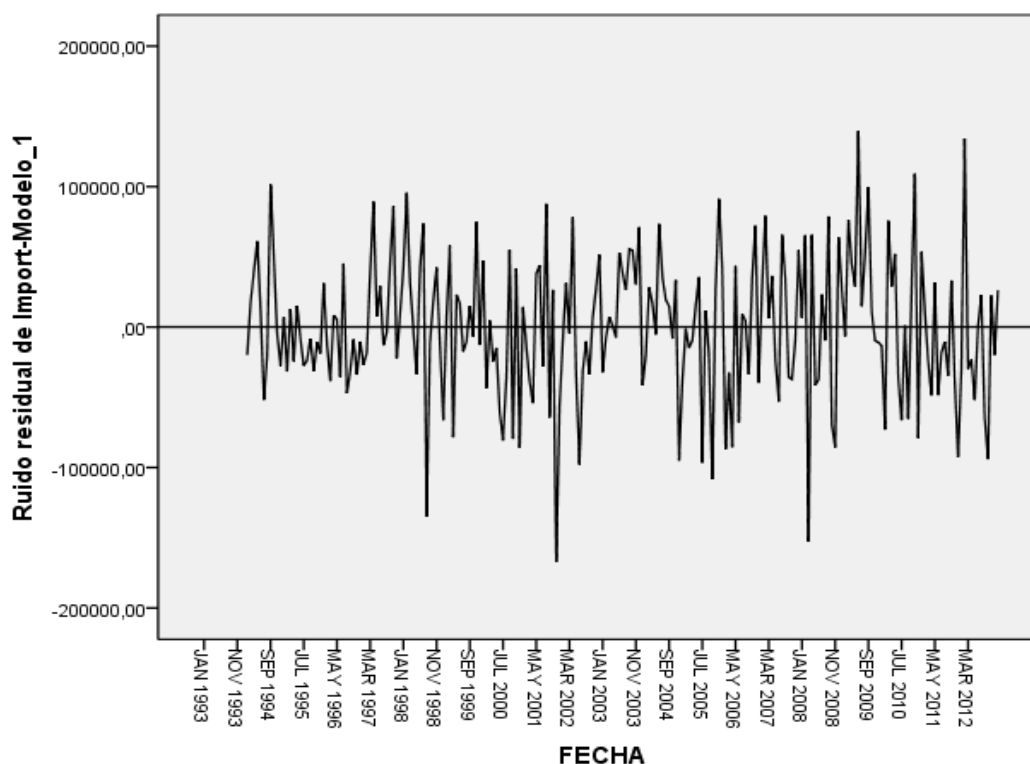
	Kolmogorov-Smirnov ^a			Shapiro-Wilk		
	Estadístico	gl	Sig.	Estadístico	gl	Sig.
Ruido residual de Import-Modelo_1	,050	227	,200 [*]	,994	227	,447

a. Corrección de la significación de Lilliefors

*. Este es un límite inferior de la significación verdadera.

Efectivamente no existen problemas de no normalidad en el modelo propuesto.

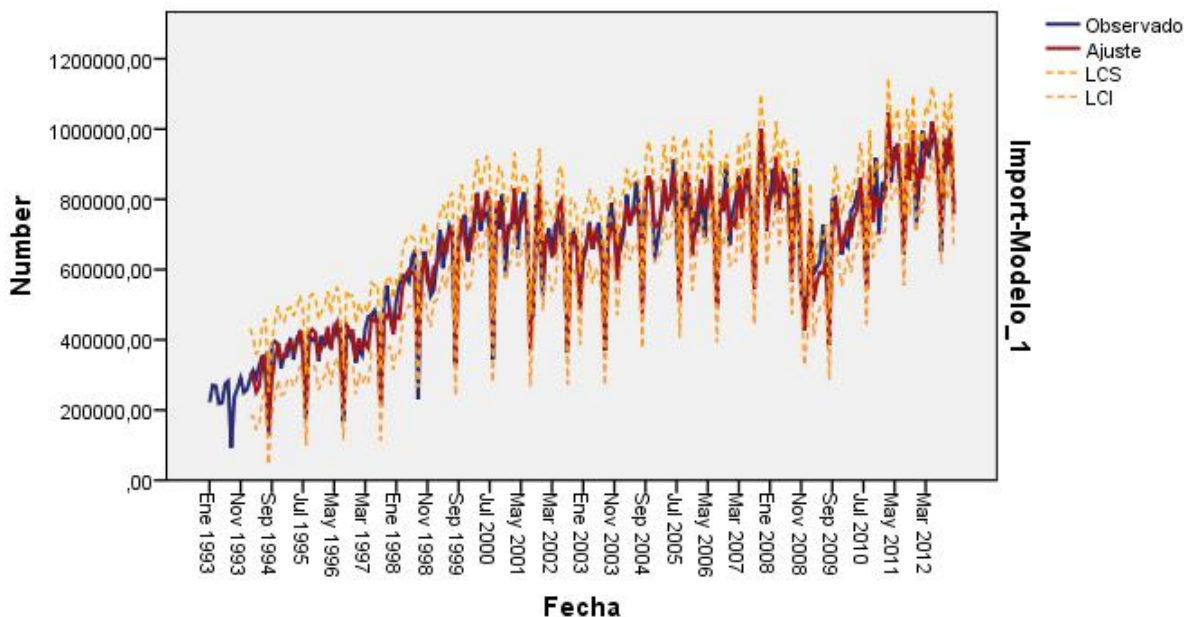
✓ Homocedasticidad de los residuos:



No parecen existir problemas de heterocedasticidad en el modelo.

2.C – Representación del ajuste

La representación gráfica del ajuste es la que se muestra a continuación.



El ajuste parece bastante bueno.

2.D – Omisión de parámetros

- No hay ningún parámetro significativo por lo que no podemos excluir por este motivo a ningún parámetro del modelo.
- Comprobando la correlación existente:

Estadísticos del modelo

Modelo	Número de predictores	Estadísticos de ajuste del modelo			Ljung-Box Q(18)			Número de valores atípicos
		R-cuadrado estacionaria	R-cuadrado	BIC normalizado	Estadísticos	GL	Sig.	
IMPORTACIONES-Modelo_1	0	,701	,931	21,894	18,758	16	,281	7

El estadístico Ljung-Box es no significativo, por lo que podemos decir que el modelo está correctamente especificado.

Valores atípicos

			Estimación	ET	t	Sig.
IMPORTACIONES- Modelo_1	Sep 2001	Aditivo	-276220,156	37249,439	-7,415	,000
	Mar 2002	Aditivo	-137687,844	36727,372	-3,749	,000
	Oct 2007	Aditivo	171112,496	37851,384	4,521	,000
	Nov 2008	Cambio de nivel	-302414,994	31363,661	-9,642	,000
	Feb 2009	Aditivo	164818,384	37553,384	4,389	,000
	Oct 2009	Aditivo	153120,827	38376,267	3,990	,000
	Mar 2011	Aditivo	153701,766	37687,569	4,078	,000

Se realiza el cálculo del modelo detectando los valores atípicos, y después se eliminan del estudio.

El programa ha considerado 7 valores atípicos.

Selección del Modelo

De los modelos propuestos y estudiados, únicamente nos quedamos con el modelo $ARIMA(0,1,1) \times (1,1,0)_{12}$

Los modelos $ARIMA(1,1,2) \times (0,1,1)_{12}$ y $ARIMA(0,1,1) \times (1,1,0)_{12}$ presentan autocorrelación mientras que el modelo primero $ARIMA(0,1,1) \times (0,1,1)_{12}$ que hemos estudiado, los residuos no son normales.

3. Hipótesis necesarias

El modelo propuesto cumple todas las hipótesis.

4. Criterios basados en los errores de predicción.

Estadístico de ajuste	Media
R-cuadrado estacionaria	0,701
R-cuadrado	0,931
RMSE	50987,808
MAPE	6,565
MaxAPE	58,500
MAE	39416,190
MaxAE	167199,851
BIC normalizado	21,894

D presenta unos valores bajos en los correspondientes errores de predicción con un criterio de información Bayesiano normalizado (BIC) pequeño.

Con un R-cuadrado, cercano a la unidad, indica un ajuste bueno.

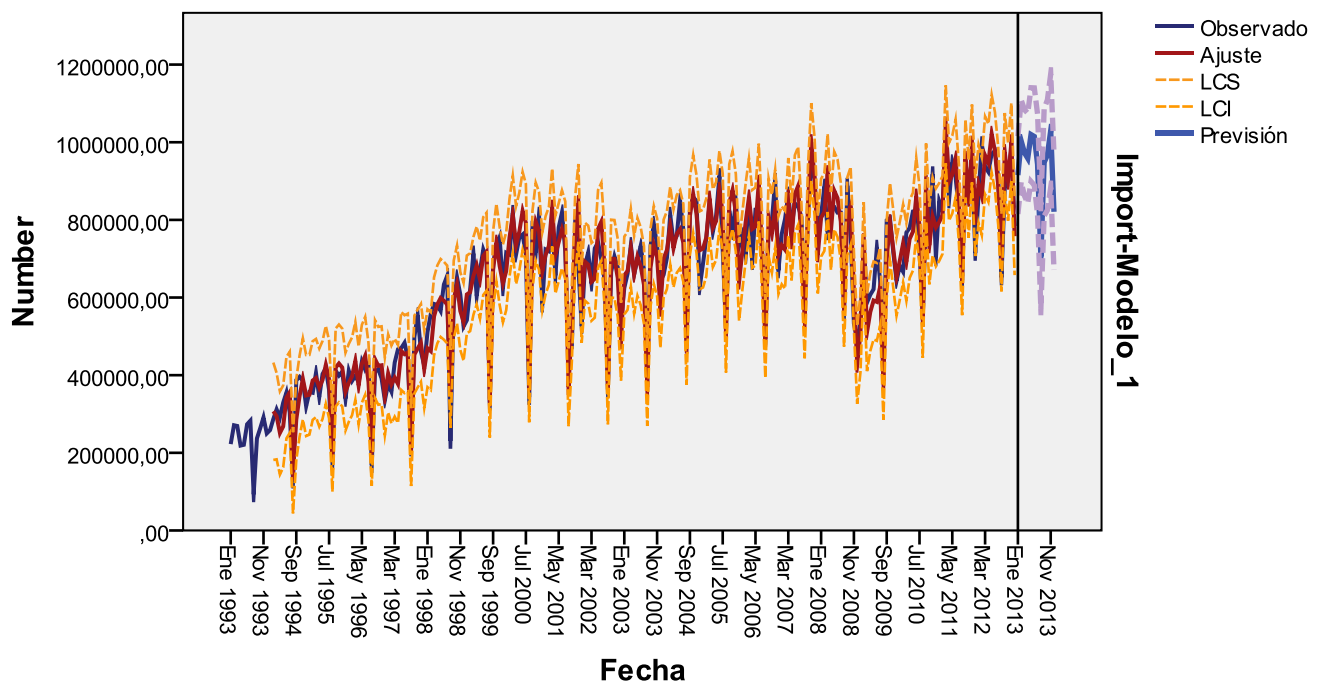
El estadístico Ljung-Box, presenta un valor alto y no significativo.

El modelo seleccionado es el D:

$$(1-B)(1-B^{12})(1+0,277B^{12})z_t=(1-0,666B)a_t$$

Predicción y validación del modelo seleccionado

A continuación realizamos las predicciones para la serie de importaciones con el modelo seleccionado:



Las predicciones calculadas son:

PREVISIÓN E INTERVALOS DE PREDICCIÓN

Modelo		Ene 2013	Feb 2013	Mar 2013	Abr 2013	May 2013	Jun 2013
IMPORTACIONES- Modelo_1	Previsión	915394,36	1003175,16	972970,87	958771,29	1019696,49	1014698,79
	LCS	1015700,63	1108939,68	1083925,47	1074683,81	1140363,39	1139939,72
	LCI	815088,10	897410,63	862016,27	842858,77	899029,59	889457,87

PREVISIÓN E INTERVALOS DE PREDICCIÓN

Modelo		Jul 2013	Ago 2013	Sep 2013	Oct 2013	Nov 2013	Dic 2013
IMPORTACIONES- Modelo_1	Previsión	942555,10	705345,67	948243,27	967142,09	1029900,59	820831,45
	LCS	1072208,78	839266,79	1086299,98	1109214,05	1175877,41	970611,35
	LCI	812901,42	571424,56	810186,56	825070,13	883923,77	671051,55

Si comparamos las previsiones de nuestro modelo, con las importaciones publicadas por la AEAT, de lo que llevamos de 2013 (enero-abril):

Fecha	Importaciones	Previsión	% Var
Enero de 2013	838.387,50	915.394,36	9,19
Febrero de 2013	776.098,19	1.003.175,16	29,26
Marzo de 2013	892.325,13	972.970,87	9,04
Abril de 2013	900.686,60	958.771,29	6,45

Las predicciones han sobre estimado los valores reales, sin embargo estos valores están todos dentro de los Límites de Confianza al 95% de la predicción realizada por el modelo. Excepto el mes de Febrero que está fuera de estos límites.

CONCLUSIONES

La actual incertidumbre global define parcialmente la situación de la economía castellanoleonesa y puede limitar su crecimiento y potencial futuro.

El marco de la recesión en que se encuentra la economía española, y en particular la economía de Castilla y León, con unas expectativas de lenta recuperación, no hay que perder de vista la alternativa que presenta la apertura al exterior. Un aumento de las exportaciones, manteniendo la demanda interna, debe ser obligatoriamente satisfecho con una nueva producción, siendo el trabajo uno de los factores productivos clave con nuevos requerimientos de empleo.

Si bien las exportaciones de Castilla León han cuadruplicado su valor durante los último 19 años, este importante avance en el volumen de ventas al exterior van encuadradas en un proceso de crecimiento y potencial futuro.

El comercio exterior de Castilla León precisa incrementar su participación en el conjunto nacional. En 2012 las exportaciones representaron el 5,35% del total nacional, cuando es la CCAA más extensa del territorio de España y aunque con 2,5 millones de habitantes no llega al 5% de la población nacional.

En el análisis realizado de la serie de exportaciones se ha llegado al análisis de dos modelos de predicción, uno a través del enfoque determinista y otro a través del enfoque estocástico.

✓ ENFOQUE DETERMINISTA PARA LA SERIE DE EXPORTACIONES

El modelo obtenido a través del enfoque determinista, utilizando el método de Holt-Winter, nos da unas predicciones para el año 2013 de 12.752.145,05 miles de euros, datos que muestran un crecimiento de las exportaciones de la comunidad comparadas con el año 2012 de un 7,1%.

Al comparar los datos predichos por el modelo resultante, durante los primeros 4 meses, con los datos reales de exportaciones ya publicados por el departamento de Aduanas de la Agencia Tributaria, del 2013.

Fecha	Exportaciones	Previsión	% Var
Enero de 2013	938.709,07	946.050,14	0,78
Febrero de 2013	877.478,99	1.024.713,46	16,78
Marzo de 2013	1.098.105,08	1.166.189,47	6,20
Abril de 2013	1.128.339,75	1.073.724,51	-4,84

Las previsiones están todas dentro de los límites que ha calculado el modelo de predicción, únicamente el mes de febrero se separa ligeramente de esos límites.

En este caso se ve claramente cómo el procedimiento del método determinista influye en los resultados obtenidos, predice al alza tal y como ocurre en los últimos años de la serie.

$$L_T = \alpha(Y_t/S_{t-s}) + (1-\alpha)(L_{t-1} + b_{t-1}) = 0,222(Y_t/S_{t-s}) + 0,778(L_{t-1} + b_{t-1})$$

Según se ve en el modelo el nivel de la serie en un momento determinado, pesa el nivel de la serie del instante anterior con un coeficiente 0,778 y un coeficiente 0,222 del valor de la serie desestacionalizada.

✓ ENFOQUE ESTOCÁSTICO PARA LA SERIE DE EXPORTACIONES

El modelo obtenido con el procedimiento estocástico de Box y Jenkins, predice para el año 2013 un valor de exportación de 11.148.414, 30 miles de euros, prediciendo para el año 2013 un decrecimiento del 4,1%.

Los datos obtenidos del modelo que junto a los datos de la AEAT para los primeros meses del 2013:

Fecha	Exportaciones	Previsión	% Var
Enero de 2013	938.709,07	882.621,00	-5,98
Febrero de 2013	877.478,99	921.250,52	4,99
Marzo de 2013	1.098.105,08	1.048.821,72	-4,49
Abril de 2013	1.128.339,75	968.004,28	-14,21

Los resultados obtenidos por el modelo finalmente elegido:

$$(1-B)(1-B^{12}) (1+0,790B+0,513B^2)z_t = (1-0,759B^{12})a_t$$

Predice los valores de las exportaciones para 2013 por debajo del valor real. Los datos están dentro de los límites calculados por el modelo, únicamente se sale de estos límites el mes de abril.

Ambos modelos parecen estar funcionando bien, en el caso del enfoque determinista, prevé más exportaciones de las que realmente han sido mientras que el estocástico también incluye los valores dentro de los límites calculados en la predicción, pero en este caso ha realizado una previsión menor de lo que realmente ha ocurrido en la comunidad de Castilla y León.

El método de Holt Winter, aun teniendo los residuos autocorrelación, el modelo funciona bien, puede que el problema sea la situación actual de incertidumbre que estamos viviendo.

Con respecto a las importaciones realizadas por Castilla León, en 2012 las importaciones representaron el 4,3% del total nacional.

Tras el análisis de la serie de importaciones, se ha realizado las predicciones para 2013 con el mismo proceso que para la serie de exportaciones, por los dos enfoques. Es de destacar, que ambas series tienen comportamientos muy similares, por lo que los resultados iban prácticamente paralelos.

✓ ENFOQUE DETERMINISTA PARA LA SERIE DE IMPORTACIONES

En este caso los datos que se han calculado para las importaciones del año 2013 han sido de 11.063.703,85 miles de euros, un 2,5% mayor que los datos de importaciones del año 2012.

Analizando con los datos ya publicados sobre importaciones del año 2013:

Fecha	Importaciones	Previsión	% Var
Enero de 2013	838.387,50	878.147,70	4,74
Febrero de 2013	776.098,19	943.474,47	21,57
Marzo de 2013	892.325,13	975.533,43	9,32
Abril de 2013	900.686,60	928.443,93	3,08

El comportamiento de los datos que calcula el modelo, sobre estiman el valor real de las importaciones, esto es debido en parte al proceso de Holt-Winter, que da mayor peso a los últimos datos, en nuestro caso en los últimos años se dan importantes crecimientos de las importaciones.

Todos los datos están dentro del límite de predicción calculado, excepto el mes de febrero.

✓ ENFOQUE ESTOCÁSTICO PARA LA SERIE DE IMPORTACIONES

El modelo seleccionado para la serie de importaciones ha sido:

$$(1-0,666B)(1+0,277B^{12})a_t$$

Las importaciones calculadas por este modelo para 2013 han sido de 11.298.725,13 miles de euros, un 4,7% mayor que los datos de importaciones del año 2012.

Los datos calculados por este modelo:

Fecha	Importaciones	Previsión	% Var
Enero de 2013	838.387,50	915.394,36	9,19
Febrero de 2013	776.098,19	1.003.175,16	29,26
Marzo de 2013	892.325,13	972.970,87	9,04
Abril de 2013	900.686,60	958.771,29	6,45

Comparado con los datos reales publicados por AEAT, se tienen que los valores pronosticados por el modelos superan el valor real de las importaciones, únicamente el valor de febrero está fuera de los límites de confianza calculados por el modelo.

En las predicciones realizadas por ambos modelos sobreestimadas los valores de importaciones, en realidad se esperaba un mayor volumen de importación de lo que finalmente ha importado la comunidad de Castilla y León.

Los modelos pueden estar totalmente en lo cierto, sin embargo la situación económica actual, los numerosos ajustes que se están practicando, hace que sea más complicado poder comprar al exterior.

Dada la incertidumbre económica del momento actual, debemos tener en cuenta las dos predicciones, la determinista supervalora debido a que el nivel de la serie es alto en el último año y el modelo estocástico infravalora, ya que la predicción depende de valores de hasta 2 años y medio anteriores, no dependiendo tanto del último crecimiento. Estos modelos nos dan dos escenarios diferentes a tener en cuenta.

Podemos concluir que existen dos formas distintas de determinar las predicciones y los resultados no son tan diferentes.

Los resultados de este estudio, serían de gran interés para las instituciones de fomento de comercio exterior en Castilla y León a la hora de desarrollar sus estrategias de actuación.

BIBLIOGRAFÍA

- “Análisis de Series Temporales” Autor: Daniel Peña. Ed. Alianza.
- “Introducción a la estadística para economía y administración de empresas” Autores: José M.Casas, Julian Santos. Ed. Cera.
- “Estadística Económica y Empresarial. Teoría y Ejercicios” Autores: Ezequiel Uriel y Manuel Muñiz.
- “Algunas reflexiones sobre la utilización del análisis de series temporales en economía” Autor: Agustín Maravall. Revista Española de Economía. Vol.7 Nº 2
- Software estadístico SPSS 19.0