

DEPARTAMENTO DE ANÁLISIS ECONÓMICO

ANÁLISIS DE OUTLIERS : UN CASO A ESTUDIO

DAVID IRANZO PÉREZ

UNIVERSITAT DE VALENCIA
Servei de Publicacions
2007

Aquesta Tesi Doctoral va ser presentada a València el dia 26 de Setembre de 2007 davant un tribunal format per:

- D. Alejandro Lorca Corrons
- D^a. Amparo Sancho Pérez
- D. Eduard Berenguer Comas
- D. Luis Tormo García
- D^a. Mar Vila Fernández-Santacruz

Va ser dirigida per:
D. Bernardí Cabrer Borrás

©Copyright: Servei de Publicacions
David Iranzo Pérez

Depòsit legal:
I.S.B.N.:978-84-370-6955-5
Edita: Universitat de València
Servei de Publicacions
C/ Artes Gráficas, 13 bajo
46010 València
Spain
Telèfon: 963864115

A

Universidad de Valencia
Facultad de Economía

Análisis de outliers: un caso a estudio I

Tesis Doctoral
Presentada por David Iranzo Pérez

Dirigida por:
Dr. D. Bernardí Cabrer Borrás

Mayo de 2007
Valencia

ÍNDICE:

1. Introducción.....	1
2. Marco teórico sobre tratamiento de series.....	7
2.1. Estrategias de modelización, diagnóstico e inferencia.....	7
2.2. La necesidad de análisis previos.....	11
2.3. X12-ARIMA: Aspectos conceptuales.....	22
2.4. TRAMO/SEATS: Aspectos conceptuales.....	28
2.5. Comparación entre X12-ARIMA y TRAMO/SEATS.....	33
3. Ejercicio de simulación de Monte Carlo.....	39
3.1. Datos utilizados.....	39
3.2. Resultados TRAMO/SEATS.....	51
3.3. Resultados X12-ARIMA.....	66
3.4. Comparación de resultados.....	80
4. Un caso a estudio: la demanda turística.....	93
4.1. Introducción.....	93
4.2. Datos utilizados y metodología.....	105
4.3. Análisis del 11-M.....	108
4.3.1. Resultados TRAMO/SEATS.....	108
4.3.2. Resultados X12-ARIMA.....	112
4.3.3. Comparación de resultados.....	116
4.4. Análisis del 11-S.....	118
4.4.1. Resultados TRAMO/SEATS.....	118
4.4.2. Resultados X12-ARIMA.....	121
4.4.3. Comparación de resultados.....	125
4.5. Análisis de la inauguración del Hemisférico.....	127
4.5.1. Resultados TRAMO/SEATS.....	127
4.5.2. Resultados X12-ARIMA.....	130
4.5.3. Comparación de resultados.....	134

4.5.4.	Impacto económico.	136
4.6.	Análisis de la inauguración del Oceanográfico.	138
4.6.1.	Resultados TRAMO/SEATS.	138
4.6.2.	Resultados X12-ARIMA.	141
4.6.3.	Comparación de resultados.	145
4.6.4.	Impacto económico.	147
5.	Conclusiones.	149
6.	Referencias bibliográficas.	157
7.	Apéndice I. Tipos de tests para detección de outliers.	171
8.	Apéndice II. Codificación de las series.	183
9.	Apéndice III. Explicación de resultados TSW.	185
10.	Apéndice IV. Resultados TSW desagregados.	189
11.	Apéndice V. Explicación de resultados X12.	227
12.	Apéndice VI. Series rechazadas por X12.	231
13.	Apéndice VII. Resultados X12 desagregados.	237
14.	Apéndice VIII. Explicación de resultados comparativos.	275
15.	Apéndice IX. Resultados comparativos desagregados.	279
	Abreviaturas.	371

1. Introducción.

Una de las limitaciones del estudio de series temporales mediante la modelización ARIMA, y en concreto a través del enfoque Box-Jenkins, es la dificultad de identificar correctamente el modelo y, en su caso, seleccionar el más adecuado. El procedimiento de filtrado estándar para estimar el ciclo o bien el ciclo-tendencia puede requerir algunas correcciones previas de las series, dado que, de otro modo, se podrían producir graves distorsiones en los resultados. Un destacado ejemplo es la corrección por outliers que se trata, junto con el resto de ajustes previos en el *apartado 2.2*.

Los outliers denotan observaciones atípicas que, en general, no pueden ser explicadas por el modelo ARIMA y violan sus subyacentes hipótesis de normalidad. Como los modelos ARIMA utilizados frecuentemente en series temporales están diseñados para recoger la información de procesos que tienen una cierta homogeneidad, los outliers y los cambios estructurales influyen en la eficiencia y la bondad del ajuste de dichos modelos.

Siguiendo el trabajo seminal de Fox (1972), han sido propuestos cuatro diferentes tipos de outliers, junto con diversos procedimientos para detectarlos. Los cuatro tipos de outliers que se han considerado en la literatura son: el aditivo (AO), el cambio de nivel (LS), el cambio temporal (TC) y el outlier innovacional (OI).

El presente estudio tiene por objetivo realizar una comparación de la detección, tratamiento y estimación de los outliers a través de los programas TRAMO/SEATS, ampliamente usados (y recomendados) por Eurostat (1996b, 1998, 1999) y el Banco Central Europeo, (véase European Central Bank, 1999, 2000) con el X12-ARIMA (véase Findley et al. 1998). Ambos programas son usados por muchas instituciones financieras, oficinas estadísticas, y otras muchas agencias económicas tanto dentro como fuera de Europa, en ambos casos para el tratamiento y análisis en profundidad de series importantes (véase, por ejemplo,

European Central Bank, 2000; Banco de España, 1993; Banca d'Italia, 1999; Banco de Reserva de El Salvador, 1998), para tratamiento de grupos de, en la mayoría de casos, indicadores económicos (algunos ejemplos españoles, tanto en el sector público como en el privado, se pueden encontrar en Ministerio de Economía y Hacienda, 1998; Instituto Nacional de Estadística, 1997; Analistas Financieros Internacionales, 1998; Expansión, 1998; Agencia Tributaria, 1999; Gobierno de Cantabria, 2002; o Banco Santander Central Hispano, 2000), o para uso a relativamente gran escala (véase, por ejemplo, Eurostat, 1995, 1997; ISTAT, 2000; o Banque Nationale de Belgique, 2001).

La comparación entre ambos procedimientos es importante para dilucidar la conveniencia de promover el uso de uno de los dos, en aras de armonizar el tratamiento de series temporales y hacer más comparables los análisis económicos (véase Consejo Monetario Centroamericano, 2004).

En el seno de la modelización de las series temporales el estudio puede ser relevante y, en especial, en el campo de la predicción, ya que, las revisiones de datos históricos conforme llegan nuevas observaciones dependen de las estimaciones de los parámetros de los modelos ajustados, las cuáles, se mejoran con pronósticos más eficientes. Este hecho tiene una especial importancia económica porque las tasas de crecimiento son herramientas naturales en el análisis macroeconómico a corto plazo y en el diseño y/o realización de la política económica. De hecho, las decisiones de política están relacionadas con las desviaciones a corto plazo de los agregados respecto de los objetivos establecidos: errores de medida debidos a grandes revisiones pueden conducir a la realización de una política económica inadecuada.

TRAMO (Time Series Regression with ARIMA Noise, Missing Observations and Outliers) y SEATS (Signal Extraction in ARIMA Time Series) son dos programas elaborados por Agustín Maravall y Víctor Gómez (1996). Aunque no son de código abierto, se ofrecen al público de forma gratuita y se pueden descargar de internet, desde la dirección <http://www.bde.es/servicio/software/econom.htm>. El programa aproxima la estructura estocástica de las series utilizando filtros basados en modelos ARIMA.

En este trabajo, se utiliza la versión TSW que es la aplicación para Windows del programa TRAMO/SEATS y que ha sido desarrollado por Gianluca Caporello y Agustín Maravall (2004b), también disponible gratuitamente en la web del Banco de España: www.bde.es. Junto con él podemos encontrar una macro de Excel (Xlsts.xls), desarrollada por Jorge Carrillo y Agustín Maravall (2002) que permite transformar fácilmente cualquier archivo Excel en cualquier formato arbitrario (dentro de unos parámetros) en un archivo de Excel preparado para ser leído por TSW (o en un archivo de texto para TSW, TRAMO o SEATS).

Además, TSW (y TRAMO) contienen una aplicación al problema del control de calidad de los datos, el programa TERROR. Diseñado para tratar con grandes conjuntos de series temporales, el programa identifica automáticamente para cada una un modelo ARIMA y corrige por la presencia de outliers e

interpola valores omitidos, si es necesario. Después, se calcula la predicción de la serie un periodo hacia delante y se compara con la nueva observación (sospechosa) no usada para la estimación. Cuando el valor absoluto del error de predicción es más grande que un valor límite especificado a priori, la nueva observación es identificada como un posible error (véase Luna & Maravall, 1999; Caporello & Maravall, 2004a).

En esencia, dado el vector de observaciones $y = (y_{t_1}, \dots, y_{t_m})$ donde $0 < t_1 < \dots < t_m$, TRAMO ajusta el modelo de regresión:

$$y_t = z_t' \beta + x_t \quad (1.1)$$

Donde β es un vector de coeficientes de regresión, z_t' representa una matriz de variables de regresión y x_t sigue el proceso ARIMA estocástico general:

$$\phi(B)\delta(B)x_t = \theta(B)a_t \quad (1.2)$$

Donde B es el operador de retardos, a_t es una variable que se supone ruido blanco n.i.i.d.¹ ($0, V_a$), y $\phi(B)$, $\delta(B)$ y $\theta(B)$ son polinomios finitos en B que siguen, en general, la forma multiplicativa:

$$\delta(B) = (1 - B)^d (1 - B^s)^D \quad (1.3)$$

$$\phi(B) = (1 + \phi_1 B + \dots + \phi_p B^p)(1 + \Phi_1 B^s) \quad (1.4)$$

$$\theta(B) = (1 + \theta_1 B + \dots + \theta_q B^q)(1 + \Theta_1 B^s) \quad (1.5)$$

Donde s denota el número de observaciones por año.

La aproximación basada en el modelo ARIMA (AMB), que es la utilizada por SEATS fue diseñada originalmente para desestacionalizar series temporales, es decir, para eliminar la señal estacional, y las referencias básicas son Cleveland & Tiao (1976), Box, Hillmer & Tiao (1978), Burman (1980), Hillmer & Tiao (1982), Bell & Hillmer (1984) y Maravall & Pierce (1987). El programa descompone una serie que sigue el modelo ARIMA (1.2) en varios componentes. La descomposición puede ser aditiva o multiplicativa. Así, para el caso aditivo, SEATS descompone la serie x_t como:

$$x_t = p_t + s_t + c_t + u_t \quad (1.6)$$

¹ Normal, Independiente e Idénticamente Distribuido.

Donde p_t , s_t , c_t , u_t , son los componentes ciclo-tendencia, estacional, transitorio e irregular, que también siguen modelos tipo ARIMA, posiblemente con efectos determinísticos añadidos. Las Series Ajustadas estacionalmente (SA) denotan el caso particular en que:

$$x_t = n_t + s_t \quad (1.7)$$

$$n_t = p_t + c_t + u_t \quad (1.8)$$

Con n_t representando las series ajustadas estacionalmente.

Por su parte, el X12-ARIMA es un programa de código abierto creado por el U.S. Census Bureau y que está a disposición del público como Software libre, dando la posibilidad incluso de que el usuario cambie el código del programa si así lo desea. Es un nuevo programa de corrección estacional que añade algunas mejoras sobre el programa X11-ARIMA anteriormente utilizado. El X11-ARIMA fue diseñado por la Oficina de Estadística de Canadá bajo la dirección de la Dra. Estela Bee Dagum (1980) y utiliza como base principal filtros ad hoc fijos. X12-ARIMA se puede obtener en la página http://www.census.gov/srd/www/x12a/x12down_pc.html. El U.S. Census Bureau ha incorporado partes de TRAMO a la versión 0.3 del X12-ARIMA, y también está trabajando en incorporar SEATS como una alternativa (véase Monsell, 2002).

Ambos programas son altamente versátiles, ya que, disponen de un gran número de parámetros que el analista puede elegir de forma que proporcione el modelo correcto.

Para ilustrar el trabajo se realiza, en primer lugar, un experimento con series generadas, en el cual se va a trabajar con un total de nueve mil series ruido blanco simuladas a partir de una función generadora de datos aleatorios, lo cual, constituye un ejercicio de Monte Carlo. El elevado número de series es el resultado de considerar tres modelos econométricos distintos y, a su vez, tres periodos muestrales distintos en cada caso (60, 120 y 300 observaciones). Además, se va a forzar la presencia de tres tipos de outliers (AO, LS, TC)² con tres niveles de intensidad del impacto inicial. Para cada uno de estos modelos se estudiarán un total de cien series.

El hecho de que un destino turístico se vea sometido a un evento extraordinario como puede ser: un acto terrorista, la celebración de unos Juegos Olímpicos, un Mundial de Fútbol, etc., o bien la inauguración de un museo o un parque de atracciones, etc., es determinante para la elección o no de dicho destino y su sustitución. Por tanto, dichos eventos pueden ser tanto positivos como negativos.

² No se utiliza el outlier del tipo innovacional (IO) debido a que presenta un indeseable comportamiento explosivo.

En el lado negativo, se trabaja con series reales con el objetivo de analizar la incidencia del shock provocado por los acontecimientos del 11-M, con los atentados en diversas estaciones de tren de Madrid, sobre la actividad turística en dicha Comunidad Autónoma. Para ello se realiza un estudio detallado de las pernoctaciones totales de viajeros en establecimientos hoteleros según el país de procedencia, distinguiendo entre pernoctaciones causadas por nacionales y por extranjeros. Además, sobre las mismas series, se analizan los efectos sobre el turismo de los acontecimientos del 11-S, lo que supone una perspectiva novedosa al estudiar los efectos que tiene sobre la demanda del turismo en terceros países las acciones terroristas en otro país (para dicho análisis aplicado al caso español véase Cabrer & Iranzo, 2007).

Por el lado positivo, se analiza el efecto sobre el mercado turístico de la Ciudad de Valencia de la inauguración de dos de los edificios que forman el complejo de la Ciudad de la Artes y las Ciencias, a saber, el Hemisférico inaugurado en abril de 1998 y el Oceanográfico inaugurado en febrero de 2003. Como en el caso anterior se usan datos totales y desagregados por nacionalidad.

El marco teórico utilizado se inspira en los trabajos de Enders et al. (1992) y Drakos et al. (2001), mientras que la metodología utilizada se inspira en el análisis de series temporales, en concreto se sigue la propuesta de A. Maravall y V. Gómez (1996). Así mismo, en el trabajo se estudian distintos casos reales, con la metodología propuesta, con distintos segmentos turísticos según la procedencia o país de origen.

Dentro de las acciones terroristas, destacan las acciones sobre la actividad turística en general y sobre el sector del transporte en particular. Dichos sectores son los más vulnerables ante las amenazas de inseguridad, y fueron los que se vieron afectados en mayor medida y de manera inmediata después de los acontecimientos del 11-S.

En algunos estudios previos, se señala que los efectos económicos de los ataques del 11-S, se sintieron de forma más aguda en México, América Central y el Caribe, cuyas economías están estrechamente vinculadas a las condiciones económicas de Estados Unidos (véase CEPAL, 2002). Valga como ejemplo que, en las islas caribeñas, las reservas turísticas cayeron entre un 20 y un 60 por ciento en octubre de 2001, en tanto que la tasa de ocupación hotelera en Jamaica fue de sólo el 11 por ciento. Además, según el citado informe, a principios de diciembre los efectos más inmediatos de los acontecimientos del 11-S habían comenzado a disminuir y las expectativas del sector del turismo en el Caribe también se volvían más optimistas.

La evidencia empírica relacionada con un hecho positivo viene del análisis del impacto del emblemático Museo Guggenheim de Bilbao que ha servido como polo de atracción a un tipo de turismo urbano basado en obras simbólicas y de calidad.

También se analiza el impacto de las Olimpiadas de Sydney 2002 no sólo para dicha ciudad sino también para todo el condado/estado en el que se ubica y el conjunto del país.

Por último se presenta un tema poco discutido y es el de la atracción del llamado *turismo de cine* que sigue rutas en las que se han rodado películas. El caso paradigmático es el de *El Señor de los Anillos* y su atracción para el país donde se rodó: Nueva Zelanda.

Tanto en el experimento con series generadas como en el experimento con series reales se procede a analizar la series con ambas metodologías, es decir, TRAMO/SEATS y X12-ARIMA para comparar los resultados y así poder establecer diferencias entre los programas (para consultar distintas aplicaciones véase, por ejemplo, Kaiser & Maravall, 2000a, Maravall, 2002b, o Sánchez & Maravall, 2000).

El trabajo consta de cuatro capítulos más y nueve apéndices. En el *Capítulo 2* se presenta el marco teórico sobre tratamiento de series temporales que se utiliza en el trabajo. A su vez, se divide en cinco grandes apartados. En el primero de ellos, el *apartado 2.1*, se realiza una breve introducción teórica sobre la aproximación Box-Jenkins construida sobre modelos ARIMA y se presenta un modelo que será de suma importancia en el tratamiento de series, el famoso “Modelo de Líneas Aéreas”. En el *apartado 2.2* se fundamenta la importancia de los análisis previos antes del proceso de modelización ARIMA debido a sus efectos perniciosos resaltando la detección y tratamiento de valores atípicos u outliers. En los *apartados 2.3 y 2.4* se resumen los aspectos conceptuales en los que se fundamentan ambos programas de análisis de series temporales, X12-ARIMA y TRAMO-SEATS respectivamente para, en el *apartado 2.5* señalar sus diferencias. Posteriormente, en el *Capítulo 3* se realiza una comparación empírica entre las opciones de dichos programas resaltando su comportamiento ante la presencia de valores atípicos u outliers utilizando series ficticias generadas. Por su parte, en el *Capítulo 4* se ilustra lo anterior mediante un experimento con series reales de pernoctaciones de viajeros donde también se compara el comportamiento de ambos programas. Por último, en el *Capítulo 5* se detallan las conclusiones.

2. Marco teórico sobre tratamiento de series.

2.1. Estrategias de modelización, diagnóstico e inferencia.

La aproximación Box-Jenkins construida sobre modelos ARIMA consiste del siguiente esquema iterativo que contiene las cuatro etapas (véase, Kaiser & Maravall, 2000b, 2001a) siguientes: identificación, estimación y diagnóstico, inferencia y el estudio de una clase particular de modelos.

Los rasgos esenciales que deben ser tratados en la *“identificación”* son la determinación:

- ❖ Del grado de diferenciación regular y estacional para convertir la serie en estacionaria.
- ❖ De los órdenes de los polinomios AR estacionario y MA invertible.

La diferenciación de las series puede usar algunos de los tests disponibles de raíces unitarias para datos posiblemente estacionarios (véase, por ejemplo, Hylleberg et al., 1990). Dichos tests que han sido concebidos para contrastar la distinción entre estacionalidad determinística frente a diferenciación estacional, son de poco uso. Así, en la práctica, la modelización estocástica elimina la necesidad del dilema: especificación determinística frente a diferenciación.

Para series de longitud finita, es muy difícil que con la información de la muestra se pueda distinguir entre las dos especificaciones. Por tanto, la especificación del modelo es un arte. En el caso de la especificación determinística, se obtiene un modelo que requiere la estimación de un parámetro adicional por lo que, no ofrece ventajas a la hora de la estimación. Por contra, la diferenciación no requiere estimar parámetros adicionales en el modelo pero se pierden observaciones por la propia diferenciación. Si el objetivo de la investigación es la predicción a corto plazo, la diferenciación presenta ciertas ventajas ya que permite más flexibilidad, dado que se podría reescribir el modelo como una media adaptativa muy lenta. Una consideración similar se puede aplicar para el caso de las variaciones estacionales.

Así, dentro de una perspectiva a corto plazo, no hay ninguna razón para mantener la dicotomía entre determinístico y estocástico, y rasgos determinísticos pueden ser vistos como rasgos estocásticos extremadamente estables.

Además la potencia de los tests de raíces unitarias para distinguir entre los distintos modelos es baja, ya que, los procesos de construcción de modelos ARIMA implican la estimación de muchas especificaciones alternativas que, si además son combinados con la detección y corrección de outliers, el número de modelos alternativos puede ser verdaderamente elevado. En la práctica, un procedimiento más eficiente y seguro para determinar raíces unitarias AR es usar resultados de estimación basados en la superconsistencia de parámetros estimados asociados con raíces unitarias, habiendo fijado “a priori” cómo de próximo a una raíz unitaria tiene que estar el estimador del parámetro para ser considerado una raíz unitaria (véase Tiao & Tsay, 1983, 1989, y Gómez & Maravall, 2001a). En el caso a estudio sobre la demanda turística del apartado 4 y, dado que el objeto de estudio es la influencia de determinados outliers sobre unas series, el método más adecuado en ese contexto sería el descrito en Haldrup et al. (2005).

Una vez la diferenciación propiamente dicha ha sido fijada, queda por determinar los órdenes de los polinomios AR estacionario y MA invertible. Recientemente, la eficiencia y fiabilidad de los procedimientos automáticos de identificación, basados en general en criterios de información, ha provocado la disminución de la importancia de la etapa “tentativa de identificación” (véase Fischer & Planas, 1998; Gómez & Maravall, 2001a).

Una vez identificado el modelo la siguiente etapa consiste en “*estimar*lo”. En el caso de que el modelo a estimar incluya un término MA, es decir, $q \neq 0$, los residuos ARIMA son funciones altamente no lineales de los parámetros del modelo, y por lo tanto, la maximización numérica de la función de probabilidad, ó de alguna función de la suma de los residuos al cuadrado, puede ser computacionalmente no trivial. Dentro de las restricciones en el tamaño del modelo, sin embargo, la maximización suele presentar propiedades adecuadas. Un procedimiento de estimación estándar proyectaría el modelo en un

formato espacio-estado, y usaría el filtro de Kalman para estimar la probabilidad a través de la descomposición del Error de Predicción. La probabilidad es después maximizada con algún procedimiento no lineal. Usualmente, el parámetro V_a , así como una posible media constante, son concentrados fuera de la probabilidad. Cuando las series no son estacionarias, han sido propuestas algunas soluciones para superar el problema de definir una probabilidad propiamente dicha. Referencias relevantes son, por ejemplo, Bell & Hillmer (1991), Brockwell & Davis (1987), De Jong (1991), Gómez & Maravall (1994), Kohn & Ansley (1986), y Morf et al. (1974). Algunas de estas soluciones tratan con modelos más generales que el sencillo modelo ARIMA.

Hay muchos diagnósticos disponibles para modelos ARIMA. Uno crucial, desde luego, es la representación de predicciones fuera de la muestra. Además, hay un gran conjunto de tests que se fundamentan en la modelización de los residuos, asumiendo que son n.i.i.d. Esto implica contrastar las hipótesis de normalidad, autocorrelación, homocedasticidad, etc. Además, de los tests propuestos por Box y Jenkins (1970), referencias adicionales pueden encontrarse en Newbold (1983), Gouriéroux & Monfort (1990), Harvey (1989), y Hendry (1995).

El programa TRAMO permite hacer estimaciones por máxima verosimilitud exacta de un modelo ARIMA (véase Gómez & Taguas, 1995). Las estimaciones iniciales de los parámetros se obtienen por el algoritmo de Gauss-Marquardt de optimización no lineal. Para evaluar la verosimilitud o, más exactamente, la suma de cuadrados no lineales que hay que minimizar, se utiliza el algoritmo de Morf et al. (1974), de filtro de Kalman, descrito por Pearlman (1980), y reformulado por Mélard (1984).

La tercera etapa consiste en la “*inferencia*” de la serie. En efecto, si, a la luz de los resultados obtenidos, el diagnóstico del modelo estimado falla, se debe proceder a la reespecificación del modelo. Cuando el modelo supera todas las hipótesis establecidas, contrastadas a través de distintos tests se puede proceder a la inferencia. La finalidad de la modelización de la serie temporal se centra en la predicción, que es el principal uso de los modelos ARIMA. Otro uso consiste en desestacionalizar las series dejando únicamente el componente ciclo-tendencia.

A menos que la serie sea relativamente corta, el error cuadrático medio mínimo (ECMM) del modelo, es un buen criterio para comparar la adecuación de los modelos.

En efecto, dado que un alto porcentaje de series económicas se pueden modelizar a través de un modelo concreto, se va a estudiar dicho modelo. Box y Jenkins (1970) dedicaron una atención considerable a un particular modelo multiplicativo que, para series mensuales, toma la forma:

$$\nabla \nabla_{12} x_t = (1 + \theta_1 B)(1 + \theta_2 B^{12}) a_t \quad (2.1)$$

Una estructura regular IMA(1,1) multiplicada por una estructura estacional IMA(1,1) o, en forma extendida, modelo ARIMA multiplicativo (0,1,1)(0,1,1)₁₂. Dado que identificaron el modelo para una serie formada por el número de pasajeros de líneas aéreas, se le conoce por el “Modelo de Líneas Aéreas”. Frecuentemente, el modelo se obtiene después de transformar la serie utilizando logaritmos³, en cuyo caso la primera diferencia o bien la tasa de crecimiento de la serie original sigue un proceso estacionario.

El modelo propuesto es altamente parsimonioso, y los 3 parámetros pueden dar una interpretación estructural. Cuando $\theta_1 \rightarrow -1$, el comportamiento tendencial generado por el modelo llega a ser más y más estable y, cuando $\theta_{12} \rightarrow -1$, lo mismo pasa con el componente estacional. De este modo, la estimación de raíces MA próximas al límite de la no invertibilidad no supone un serio problema, y fijando a priori el valor máximo del módulo de una raíz MA, por ejemplo, 0.99 produce modelos invertibles que se comportan correctamente.

Los valores de θ_1 y θ_{12} para el “Modelo de Líneas Aéreas” *real* son el formado por, $\theta_1 = 0.4$, y $\theta_{12} = 0.6$. Para la mayoría que siguen este tipo de modelos, Cleveland y Tiao (1976) comprobaron que el procedimiento del Census (X11) proporcionaba resultados razonables.

Si la estimación de la *ecuación (2.1)* produce, por ejemplo, $\hat{\theta}_{12} = -0.99$, dos hechos, mutuamente excluyentes, pueden explicar este resultado:

1. La estacionalidad es prácticamente determinística.
2. No hay estacionalidad y el modelo está sobrediferenciado.

Determinar cual de las dos explicaciones es la correcta, es simple contrastando por la significatividad de las variables dummy estacionales.

Como es bien sabido, este modelo se ajusta correctamente a variables que tienen tendencia definida y marcada estacionalidad, como las del sector productivo. De tal forma que, en general, no se obtendrían resultados significativamente diferentes si se aplican programas con filtros ad hoc o estocásticos a variables con este patrón de comportamiento (véase Consejo Monetario Centroamericano, 2004).

El “Modelo de Líneas Aéreas” también abarca estructuras más simples sin tendencia o sin estacionalidad. Añadiendo el hecho empírico que proporciona razonablemente buenos ajustes a muchas series macroeconómicas actuales (véase, por ejemplo, Fischer & Planas, 1998, o Maravall, 2000), es un modelo excelente para la ilustración y para exámenes previos de las series.

En un estudio realizado por la Eurostat (1996a) en el que se modelizaban 15.000 series económicas de los 15 países de la UE más EEUU y Japón, se encontró que el “Modelo de Líneas Aéreas” era el apropiado para el 50% de dichas series.

³ Modelo de Líneas Aéreas Modificado (MLAM).

2.2. La necesidad de análisis previos.

Antes del proceso de modelización ARIMA, las series pueden requerir algunas correcciones previas o preajustes para ser tratadas adecuadamente, dado que de otro modo, se podrían producir graves distorsiones en los resultados (véase Gómez & Maravall, 2001b). Las modificaciones de las series originales más frecuentes son:

- ❖ Interpolación de valores perdidos.
- ❖ Corrección de la serie temporal por outliers.
- ❖ Eliminación de efectos especiales, tales como los efectos debidos al número de días laborales y efecto Pascua. El primero se refiere a la diferencia en el número de días laborales por mes; el segundo a la localización del efecto Pascua en los diferentes años.
- ❖ Corrección por eventos especiales conocidos a priori. Estos efectos son conocidos como “variables de intervención” (véase Box & Tiao, 1975).
- ❖ Corrección por el efecto de otras variables (ejemplos pueden ser, festividades nacionales y regionales, o algunos indicadores cuyos efectos deben ser eliminados).

Todos estos tipos de efectos, incluyendo los valores perdidos, tradicionalmente olvidados o tratados con procedimientos empíricos, pueden ser tratados como regresores en la modelización de la serie temporal.

Los “*outliers*” denotan observaciones atípicas que, en general, no pueden ser explicadas por el modelo ARIMA y violan el supuesto de normalidad. Tienden a ser asociados con eventos especiales que producen una distorsión en las series (cambios bruscos en las series) que tienen su origen en intervenciones incontroladas o inesperadas, como huelgas, determinadas medidas de política económica, ocurrencia de desastres, errores en la transcripción de datos, etc. Como los modelos ARIMA utilizados frecuentemente en series temporales están diseñados para recoger la información de procesos que tienen una cierta homogeneidad, los outliers y los cambios estructurales influyen en la eficiencia y la bondad del ajuste de dichos modelos (véase, por ejemplo, Abraham & Box, 1979; Chen & Tiao, 1990; Tsay, 1986; y Guttman & Tiao, 1978).

En este contexto es importante distinguir entre outliers y variables de intervención. Cuando hay información a priori sobre eventos especiales que pueden haber causado observaciones anormales (la fecha de su incidencia y quizás alguna idea de su probable efecto, tal como, por ejemplo, si es permanente o transitorio) el efecto del evento especial debería ser capturado a través del análisis de variables de intervención. Por contra, un outlier representa anomalías en las observaciones para las que no son usadas datos de su incidencia o sobre el patrón dinámico de su efecto, si no que, son revelados por el análisis de los datos.

Hay diversos orígenes por los que se pueden generar outliers en una serie temporal:

1. Errores en la entrada de datos⁴.
2. El fracaso en especificar cifras de valores perdidos.
3. El caso u observación no es un verdadero miembro de la población de la muestra.
4. La distribución actual de la población tiene más casos extremos que una distribución normal.
5. Algunas veces los casos no son datos homogéneos en los que se puede aplicar un modelo único, sino un conjunto de dos o más tipos de casos. Uno de estos tipos será menos frecuente que el o los otros, llevando a que sea identificado como un outlier.
6. Errores en la distribución con colas gruesas, en los que observaciones extremas ocurren con una frecuencia mayor que la esperada para una distribución normal. Soluciones de mínimos cuadrados son bastante robustas para violaciones de los supuestos cuando los errores son distribuidos normalmente, excepto cuando las violaciones en la distribución presentan colas gruesas. Irónicamente, distribuciones que parecen bastante diferentes de una distribución normal causan pequeños problemas, mientras que estas distribuciones de colas gruesas causan problemas en la interpretación de la distribución F de Snedecor.

Existen diversas formas para reducir o tratar la influencia de los outliers entre los que cabe destacar las siguientes:

- ❖ Comprobar los datos para el caso concreto, asegurándose de la apropiada entrada de datos.
- ❖ Comprobar si una variable es responsable de la mayoría de los outliers, considerando la eliminación de dicha variable.
- ❖ Borrar el caso u observación si no es parte de la población.
- ❖ Si las variables son de la población y deben permanecer en el análisis, transformar la variable para reducir su influencia en la medida de lo posible.

El principal objetivo de la corrección de outliers es modificar los datos de modo que la hipótesis de normalidad pueda ser aceptada, de manera que se pueda proceder a la estimación, validación e inferencia. Por ejemplo, en presencia de outliers, cualquier test estadístico basado en medias y varianzas muestrales puede ser distorsionado. Los coeficientes de regresión estimados que minimizan la suma de los errores al cuadrado son muy sensibles a los outliers.

⁴ Este es el caso más frecuente de outliers. En la manipulación de datos es fácil, por ejemplo, introducir el número 880 en vez del número 80.

Hay algunos otros efectos problemáticos de los outliers, incluyendo los siguientes:

- ❖ Distorsiona las estimaciones.
- ❖ Sobrevalora la suma de cuadrados, lo que hace que sea improbable que se puedan dividir fuentes de variación en los datos en componentes significativos.
- ❖ Distorsiona los valores de ciertos estadísticos (la significatividad estadística, o la falta de ella, puede ser debida a la presencia de unos cuantos, o incluso uno, datos inusuales).
- ❖ Genera conclusiones incorrectas (es completamente posible esbozar conclusiones falsas si no se han buscado indicaciones que había algo raro en los datos).

La corrección de outliers requiere una decisión previa sobre los tipos de patrones dinámicos que son considerados, y un procedimiento automático para detectarlos en las series. A causa de su naturaleza ad-hoc, es deseable mantener el número de outliers tan pequeño como sea posible, a menos que se puedan dar convincentes explicaciones ex-post.

Siguiendo el trabajo seminal de Fox (1972), cuatro diferentes tipos de outliers han sido propuestos, junto con diversos procedimientos para detectarlos (véase, por ejemplo, Tsay, 1986, Chen & Liu, 1993, Gómez & Maravall, 2001a, y Kaiser, 1999). Los cuatro tipos de outliers que se consideran en la literatura son: el aditivo (AO), el cambio de nivel (LS), el cambio temporal (TC) y el outlier innovacional (OI).

- a) Outlier aditivo (AO): es un suceso (efecto externo) que afecta a una serie en un sólo instante temporal. Gráficamente se representa como un pico aislado.
- b) Outlier cambio de nivel (LS): es un cambio de valor en el nivel medio de las series en un periodo dado, y cuyo efecto es permanente. Se representa como una función escalón.
- c) Outlier cambio temporal (TC): es un suceso que tiene un impacto inicial y cuyo efecto decae exponencialmente de conformidad con un factor de amortiguación. Similar al outlier aditivo cuyos efectos desaparecen después de varios periodos, es decir, un pico que tarda varios periodos en desaparecer.
- d) Outlier innovacional (OI): es un suceso cuyo efecto se propaga en conformidad con el modelo ARIMA del proceso, afectando a todos los valores observados después de su ocurrencia. Es un shock en las innovaciones del modelo. Los OIs tienen algunos importantes rasgos indeseables, especialmente, para series que contienen tendencia y estacionalidad, derivados de su comportamiento explosivo. Un procedimiento extendido que simplemente sustituyese el OI por el outlier cambio en nivel estacional (SLS) mejoraría los resultados (véase Kaiser & Maravall, 2001b; y Peña, 1990).

Suponiendo, en general, que las series observadas contienen k outliers, su efecto combinado puede ser expresado como:

$$y_t = \sum_{j=1}^k \xi_j(B) \omega_j I_t(t_j) + x_t \quad (2.2)$$

Donde y_t denota las series observadas “contaminadas”; x_t sigue el proceso ARIMA (1.2); ω_j es el impacto inicial del outlier en el periodo de tiempo $t = t_j$; $I_t(t_j)$ es un indicador variable que toma el valor 1 para $t = t_j$, y el valor 0 en otro caso; y $\xi_j(B)$ determina la dinámica del outlier acaecido en $t = t_j$, de acuerdo al siguiente esquema:

$$\text{AO: } \xi_j(B) = 1 \quad (2.3.a)$$

$$\text{LS: } \xi_j(B) = 1/(1-B) \quad (2.3.b)$$

$$\text{TC: } \xi_j(B) = 1/(1-\delta B) \quad 0 < \delta < 1 \quad (2.3.c)$$

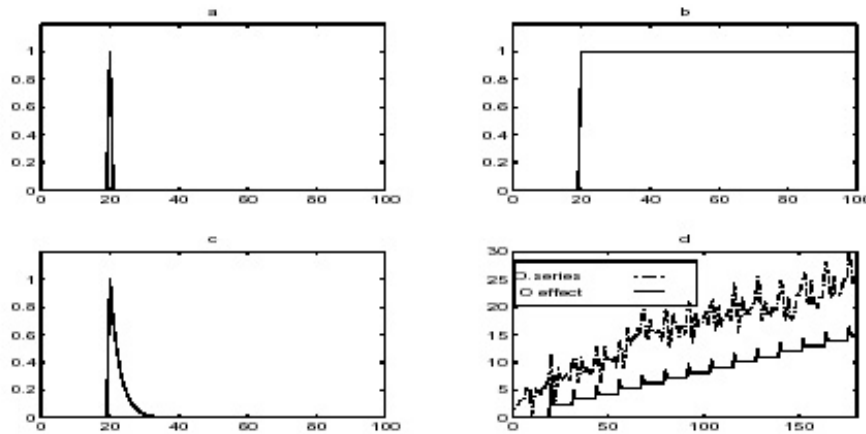
$$\text{IO: } \xi_j(B) = \tilde{\theta}(B)/\tilde{\phi}(B) \quad (2.3.d)$$

Para el outlier TC, el valor de δ es a menudo preseleccionado asignándole el valor 0.7.

El efecto de un outlier AO, TC, o LS es independiente del modelo ARIMA para las series, para los outliers AO y TC, el efecto es transitorio, mientras para el outlier LS es permanente y, en los tres casos, el efecto es limitado (acotado). Sin embargo, el efecto de un outlier IO depende del modelo particular para las series. Después del impacto inicial de un outlier IO, las series se verán fuertemente determinadas por outliers IO muy lejanos, lo cual es una propiedad no deseable.

Los cuatro tipos de outliers se estudian de forma más detallada en Aznar & Trivez (1993), y Peña (2001). Ejemplos de todos estos tipos de outliers se representan a continuación en la *Figura 2.1*.

Figura 2.1. Efecto de diferentes tipos de outliers sobre series observadas para un “Modelo de Líneas Aéreas”: a) AO, b) LS, c) TC y d) IO.



Fuente: Kaiser & Maravall, 2001b.

Hay numerosos tests para identificar outliers. Los cuatro tests comunes para detección de outliers para distribuciones normales son el test de Rosner, el test de Dixon, el test de Grubbs, y la regla de boxplot (véase Fallon & Spada, 1997). Estas técnicas se basan más bien en contrastar la hipótesis que en métodos de regresión. En la Tabla 2.1 se recogen y clasifican los diferentes tests para identificar outliers que luego son aplicados a las distintas series cuyos resultados se presentan en el Apéndice I.

Tabla 2.1. Tests para la detección y estimación de outliers.

NÚMERO DE OUTLIERS	PARAMÉTRICO	NO PARAMÉTRICO
UNO	<ul style="list-style-type: none"> ❖ Test de Grubbs ❖ Desigualdad de Chebyshev ❖ Basado en la MEDA ❖ Procedimiento estándar (a) 	<ul style="list-style-type: none"> ❖ Regla de Boxplot ❖ Recorrido intercuartílico
MÁS DE UNO	<ul style="list-style-type: none"> ❖ Test de Rosner ❖ Test de Dixon ❖ Procedimiento estándar (b) ❖ Procedimiento TRAMO 	<ul style="list-style-type: none"> ❖ Diagrama de Box & Whisker

Fuente: elaboración propia.

Una vez detectados los outliers en la serie temporal, ¿qué se debe hacer con ellos? Trabajar con outliers en datos numéricos puede ser una experiencia difícil y frustrante. Ni ignorarlos ni eliminarlos son buenas soluciones. Si no se hace nada, se obtendrá un modelo que no describe esencialmente ninguno de los datos – ni la mayoría de los datos ni los outliers. Aunque los números pueden ser perfectamente legítimos, si caen fuera del rango de la mayoría de los datos, pueden causar problemas potenciales tanto computacionales como en la inferencia. Algunas posibles aproximaciones al trabajo con outliers son la transformación, eliminar las observaciones, acomodamiento y mantener la muestra original.

Transformación. Transformar los datos es un modo para amortiguar el impacto de los outliers por medio de las expresiones más comúnmente usadas, raíces al cuadrado y logaritmos, encogiendo valores más grandes a límites mucho mayores que encogen valores más pequeños. Sin embargo, estas transformaciones pueden no ajustarse dentro de la teoría del modelo o pueden no ajustarse a su interpretación. Eso cambia la relación entre la variable original y las otras variables en el modelo. En resumen, las transformaciones más comúnmente usadas requieren datos no negativos o datos que sean positivos, por lo que no son siempre la respuesta adecuada.

Eliminar las observaciones (borrado o truncamiento). Sólo como último recurso se deben borrar los outliers, y ello sólo si se encuentra que son errores legítimos que no pueden ser corregidos, o caen tan lejos del rango del resto de datos que distorsionan la inferencia estadística. Cuando haya duda, se deben presentar los resultados de los modelos, con y sin outliers para ver como cambian.

El truncamiento y reemplazamiento se realiza mediante los siguientes pasos:

- ❖ Se fija α y se calculan los cuantiles Q_α y $Q_{1-\alpha}$. La media α -recortada se calcula a partir de los valores de la muestra contenidos entre los dos cuantiles anteriores.
- ❖ La media α -recortada, se toma sobre la muestra una vez reemplazados los valores extremos por los extremos dentro del intervalo $[Q_\alpha, Q_{1-\alpha}]$, es decir, los valores inferiores a Q_α se sustituyen por el mínimo valor dentro de dicho intervalo y los superiores a $Q_{1-\alpha}$ se reemplazan por el mayor de los valores dentro del intervalo.
- ❖ De igual modo se puede actuar con la desviación típica.
- ❖ Para truncar muestras agrupadas, si $Q_\alpha \in [L_{i-1}, L_i)$ se eliminan todos los intervalos inferiores a L_{i-1} , se cambia este intervalo por $[Q_\alpha, L_i)$ y su frecuencia absoluta por el entero más próximo a $(F_i - \alpha)N$.

- ❖ Se actúa de forma análoga para el cuantil $Q_{1-\alpha} \in [L_{j-1}, L_j)$ cambiando en este caso el intervalo por $[L_{j-1}, Q_{1-\alpha}]$ y su frecuencia absoluta por el entero más próximo a $[1 - F_{j-1} - \alpha]N$.

La transformación y el borrado de datos son herramientas importantes, pero no deben ser vistos como una cura para todos los problemas distribucionales asociados con los outliers. Las transformaciones y/o la eliminación de outliers deberían ser una elección más, no una tarea rutinaria.

Acomodamiento (reemplazarlos por valores menos extraños). Un plan muy efectivo es usar métodos que son robustos en presencia de outliers. Métodos estadísticos no paramétricos entran dentro de esta categoría y deberían ser aplicados más ampliamente para datos continuos o intervalos. Cuando los outliers no son un problema, estudios de simulación han indicado que su capacidad para detectar diferencias significativas es sólo un poco más pequeña que la de los correspondientes métodos paramétricos. Hay también varias formas de modelos de regresión robustos y aproximaciones computacionales intensivas que merecen atención.

A veces, los outliers pueden ser acomodados en el análisis de los datos. Este proceso impide que los outliers influyeran los parámetros poblacionales estimados. Algunos modos de acomodar outliers son el uso de medias recortadas, estimadores de escala, o intervalos de confianza. Para calcular una media recortada, un porcentaje fijo de datos es descartado de cada final de un conjunto de datos ordenado. El valor medio es calculado de los datos restantes. Este recorte descartará los outliers de los datos y, a menudo, incrementará la eficiencia de la media poblacional estimada. En cálculos de estimadores de escala, la mediana de la desviación absoluta sobre la mediana muestral (MAD) es usada para calcular la medida de variabilidad en la muestra. Esta medida de variabilidad es resistente a los outliers y puede ser usada en lugar de la desviación típica.

Mantener la muestra original. Para ello, se usan indicadores estadísticos en los que la influencia por outliers sea lo menor posible (por ejemplo: la mediana, la desviación absoluta media, etc.). Algunos de los indicadores usuales como la media aritmética o la desviación típica se pueden corregir para que sean más robustos frente a la presencia de outliers.

El **“Efecto calendario”** se refiere al efecto de las fechas del calendario, tales como el número de días trabajados en un periodo, la localización y duración del efecto Pascua, el efecto de un año bisiesto, o bien de las vacaciones. Estos efectos son típicamente incorporados en el modelo a través de variables de regresión (véase, por ejemplo, Hillmer et al., 1983; y Harvey, 1989), de la siguiente manera:

$$y_t = C'_t \eta \quad (2.4)$$

Donde C'_t denota la matriz con columnas que representa las variables efecto calendario, y η el vector de coeficientes asociados.

Las “**Variables de intervención**” consisten en tener en cuenta los sucesos especiales que afectan la evolución de las series y que no pueden ser tenidos en cuenta por el modelo ARIMA. Se crea la necesidad de intervenir las series con objeto de corregir los efectos motivados por estos sucesos especiales. Ejemplos pueden ser: huelgas, tiempo climático inusual, sorpresas en datos económicos, shocks financieros, aumento brusco del precio del petróleo o del café, guerras, terremotos, inundaciones, campañas especiales de ventas, alguna elección política, cambios metodológicos en la recogida de datos, cambios en la legislación, por mencionar unos cuantos. Estos sucesos especiales son introducidos en el modelo como variables de regresión (siguiendo a Box & Tiao, 1975), de la siguiente manera:

$$y_t = r'_t \beta \quad (2.5)$$

Donde r'_t denota la matriz con columnas que representa las b variables de regresión o de intervención, y β el vector de coeficientes asociados.

Una vez detectadas las componentes se especifica el modelo completo que, para las series observadas, puede así ser especificado como:

$$y_t = r'_t \beta + C'_t \eta + \sum_{j=1}^k \omega_j \xi_j(B) I_t(t_j) + x_t \quad (2.6)$$

donde $\beta = (\beta_1, \dots, \beta_n)'$, es un vector de coeficientes de regresión, $r'_t = (r_{1t}, \dots, r_{bt})$ denota b variables de regresión o de intervención, C'_t denota la matriz con columnas que representa las variables efecto calendario, y η el vector de coeficientes asociados, $I_t(t_j)$ es un indicador variable para la posible presencia de un outlier en el periodo t_j , $\xi_j(B)$ recoge la transmisión del efecto del outlier j -ésimo (para outliers aditivos, $\xi_j(B) = 1$; para outliers cambios en nivel, $\xi_j(B) = 1/(1-B)$; para outliers cambios transitorios, $\xi_j(B) = 1/(1-\delta B)$, con $0 < \delta < 1$; y para outliers innovacionales, $\xi_j(B) = \tilde{\theta}(B)/\tilde{\phi}(B)$) y ω_j denota el coeficiente del outlier en un modelo de regresión múltiple con k outliers.

Finalmente, x_t sigue el modelo ARIMA general, posiblemente multiplicativo (1.2). En notación compacta, (2.6) puede ser reescrita como:

$$y_t = z_t' b + x_t \quad (2.7)$$

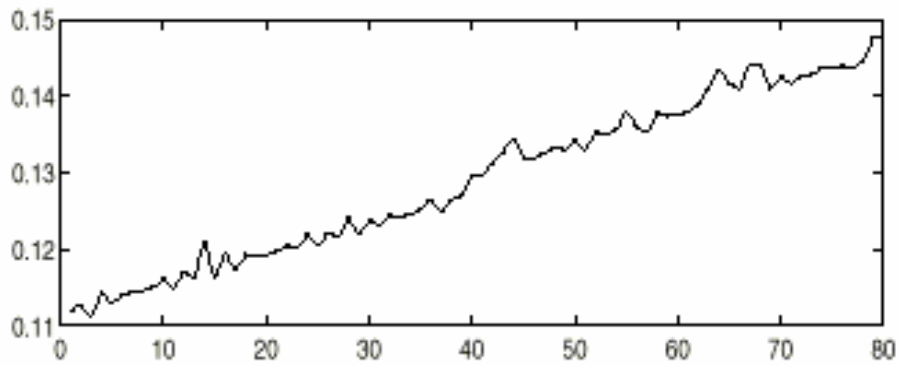
Donde b es el vector con los coeficientes (ω, η, β) y z_t' denota una matriz en columnas con las variables efectos calendario, efectos outlier y variables de regresión $(C_t', \xi_j(B), r_t')$. El primer término de la suma en (2.7) representa el efecto que se debería eliminar para transformar las series observadas en series que pueden ser asumidas como que siguen un modelo ARIMA, es decir, contiene los componentes preajustados.

Hay diversos procedimientos para la estimación de modelos de este tipo, y programas fácilmente disponibles que refuerzan los procedimientos. Las variables de intervención, outliers, y efecto calendario son variables de regresión, por lo que el modelo completo puede ser expresado como un modelo de regresión ARIMA. La estimación procede típicamente iterando como sigue: se lleva a cabo la estimación exacta de probabilidad máxima del modelo ARIMA, condicional sobre los parámetros de regresión (ω, η, β) ; después, son obtenidos los estimadores MCG (Mínimos Cuadrados Generalizados), condicionales sobre el modelo ARIMA, de los parámetros de regresión (ambos pasos pueden ser hechos con el filtro de Kalman).

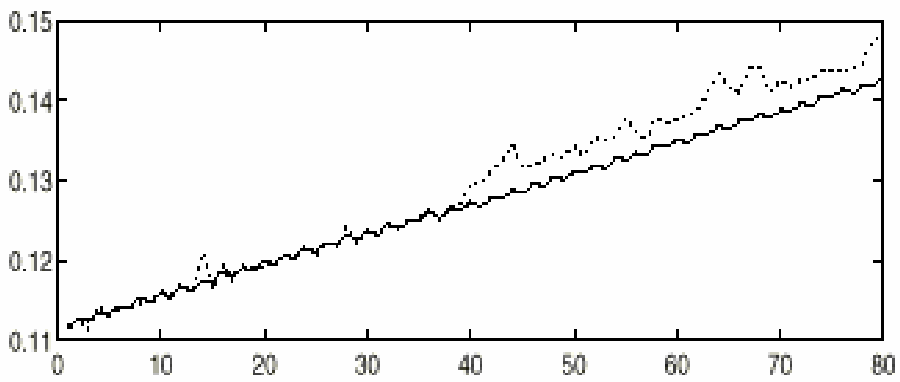
Las series preajustadas, también son llamadas “series linealizadas”, dado que pueden ser vistas como el output de un proceso lineal estocástico (modelizado en el formato ARIMA). En la descomposición de las series observadas, los diferentes resultados de regresión pueden ser asociados con diferentes componentes. Así, típicamente, los efectos calendario son asociados con el componente estacional, outliers aditivos y transitorios son asignados al componente irregular, y los cambios de nivel al componente ciclo-tendencia. Sin embargo, cuando un componente del ciclo de negocios está siendo estimado por separado, puede requerir una diferente asignación de los efectos determinísticos.

Las Figuras 2.2 y 2.3 ilustran los ajustes previos (preajustes) realizados en una serie trimestral (simulada). La serie observada así como la serie preajustada (linealizada) están representadas en los Gráficos 2.2.a y 2.2.b respectivamente. Por su parte los efectos determinísticos se representan en las Figura 2.3.a los distintos outliers, en la Figura 2.3.b el efecto día laboral, en la Figura 2.3.c el efecto Semana Santa y en la Figura 2.3.d la variable de intervención. En cuanto a los outliers podemos ver que se identifican 2 outliers aditivos, 1 outlier cambio en nivel y 1 outlier cambio transitorio.

Figura 2.2. Ajustes previos.



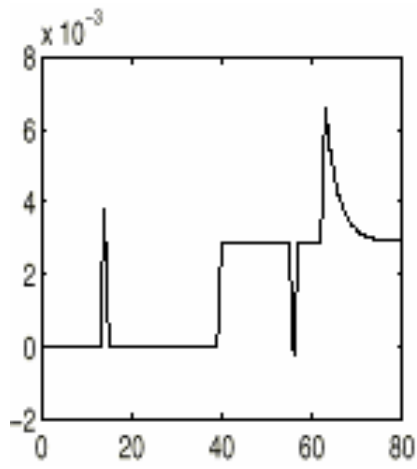
a. series observadas.



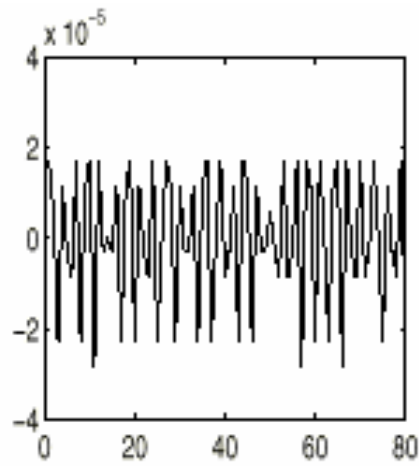
b. series preajustadas (linealizadas).

Fuente: Kaiser & Maravall, 2001a.

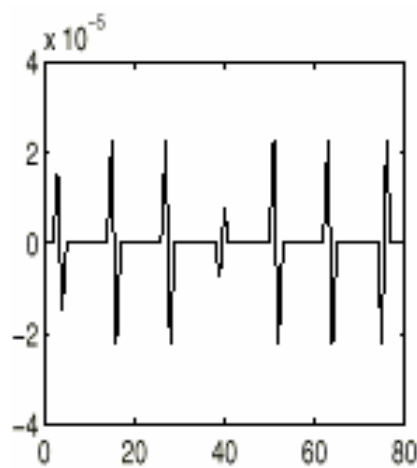
Figura 2.3. Efectos Determinísticos.



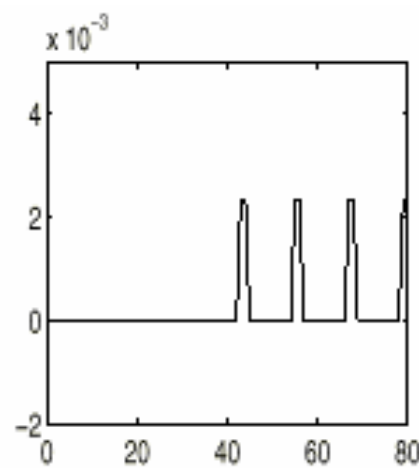
a) Efecto outlier



b) Efecto día laboral.



c) Efecto Semana Santa.



d) Variable de intervención.

Fuente: Kaiser & Maravall, 2001a.

2.3. X12-ARIMA: Aspectos conceptuales.

El método de análisis de series temporales X11-ARIMA utiliza el filtro lineal X11 desarrollado en el U.S. Census Bureau (véase Shiskin et al. 1967) como herramienta básica de ajuste estacional. En esencia, X11-ARIMA constituye un intento de minimizar las variaciones que se producen al aplicar el modelo X11 cada vez que se dispone de nuevos datos mensuales y trimestrales. Para ello extiende la serie original con predicciones para estabilizar las ponderaciones en los valores iniciales y finales de las series. Así, cuanto menor sea el error de predicción que se produce al extender el espacio muestral de la serie, menor será la revisión que generan las nuevas observaciones.

El programa actúa de la siguiente manera (véase Dagum, 1988; Hernández, 1999; y U.S. Census Bureau, 2000):

1. Eliminación automática de valores atípicos (outliers), los efectos día laboral y el efecto Pascua⁵.
2. Extensión de la serie anterior con predicciones, para lo cual prueba 5 modelos ARIMA en forma secuencial. En la opción no automática el usuario puede introducir su propio modelo ARIMA. La versión del X11-ARIMA88 no ofrece herramientas para identificar un modelo ARIMA, únicamente permite estimar y verificar el modelo especificado.
3. Aplicación a la serie extendida de los filtros de media móviles (Henderson) del X11 para obtener los componentes estacionales y ciclo-tendencia.

En la actualidad, a los procedimientos de análisis X11 y X11-ARIMA se les considera técnicas clásicas de descomposición de series, en parte porque sus rutinas no están apoyadas en modelos estocásticos. En efecto, X11 es un filtro de estructura fija independiente de la estructura de la serie a la cual se aplica. Esa rigidez puede producir resultados espurios en series que tienen componentes estacionales muy estocásticos o muy deterministas. Ello significa que la eliminación de la varianza del componente estacional no es la transformación más adecuada⁶.

Una versión revisada y mejorada de X11-ARIMA es X12-ARIMA, desarrollada por la U.S. Census Bureau, que añade una rutina de preajuste denominada REGARIMA que trata los valores extremos y efectos especiales con

⁵ Lo que se conoce como efecto calendario.

⁶ El objetivo de la extracción de señales es estimar los componentes no observables de tal manera que se maximice la varianza del componente irregular y se minimice la de los otros componentes. Es decir, se eliminan los ruidos de cada uno de los componentes y se trasladan (suman) al componente irregular con lo que se obtiene una descomposición única, la conocida como descomposición canónica, y se maximiza la estabilidad de los componentes tendencia y estacional.

modelos del tipo regresión-ARIMA. El número de filtros ad hoc de esta versión es mayor y su selección depende de la serie que se ajusta.

A lo largo de los años, X12-ARIMA ha incorporado una importante batería de diagnósticos y control de la valoración de la calidad, a menudo basada en creencias previas sobre como se deberían comportar los componentes, tales como el estacional, el ciclo-tendencia o el irregular (véase Maravall, 2003). Pero, a pesar del hecho de que una de las potencialidades más grandes de la aproximación basada en el modelo ARIMA (AMB) es la posibilidad de usar inferencia estadística paramétrica para derivar tests de una manera sencilla y, a pesar de la considerable cantidad de trabajo metodológico, este potencial no ha sido aún desarrollado. Algunas referencias al respecto se pueden encontrar en Bell, 1995; Bell & Hillmer, 1984; Box et al., 1987; Burrige & Wallis, 1984, 1985; Cleveland & Pierce, 1981; Cleveland & Tiao, 1976; Hillmer, 1985; Maravall, 1987, 1995; Maravall & Planas, 1999; Pierce, 1979, 1980; Tiao & Hillmer, 1978.

El programa X12-ARIMA presenta cuatro tipos de variables de regresión (véase U. S. Census Bureau, 2002) para el tratamiento de cambios abruptos en el nivel de las series, ya sea de naturaleza temporal o de naturaleza permanente. Estos cuatro tipos de variables de regresión son:

- ❖ Outlier aditivo (AO): aquel que afecta sólo a una observación de la serie temporal.

$$AO_t^{(t_0)} = \begin{cases} 1 \rightarrow \text{para } t = t_0 \\ 0 \rightarrow \text{para } t \neq t_0 \end{cases}$$

Donde t_0 es el momento del impacto inicial.

- ❖ Outlier cambio en nivel (LS): supone un aumento o disminución de todas las observaciones de la serie temporal a partir de un momento dado y con una intensidad constante.

$$LS_t^{(t_0)} = \begin{cases} -1 \rightarrow \text{para } t < t_0 \\ 0 \rightarrow \text{para } t \geq t_0 \end{cases}$$

- ❖ Outlier cambio temporal (TC): suponen un aumento o disminución en el nivel de las series pero que, a diferencia del caso anterior, vuelve a su nivel previo rápidamente.

$$TC_t^{(t_0)} = \begin{cases} 0 \rightarrow \text{para } t < t_0 \\ \alpha^{t-t_0} \rightarrow \text{para } t \geq t_0 \end{cases}$$

Donde α es la tasa de amortiguación al nivel previo ($0 < \alpha < 1$).

- ❖ Efecto rampa: supone un aumento o disminución del nivel de la serie a lo largo de un intervalo especificado.

$$RP_t^{(t_0, t_1)} = \begin{cases} -1 & \rightarrow \text{para } t \leq t_0 \\ (t - t_0)/(t_1 - t_0) - 1 & \rightarrow \text{para } t_0 < t < t_1 \\ 0 & \rightarrow \text{para } t \geq t_1 \end{cases}$$

De estos cuatro tipos, los tres primeros se corresponden con los que se presentan en el TRAMO/SEATS. Al tratarse de variables de regresión, es necesario un conocimiento previo de dichos efectos y el punto exacto de incidencia. Sin embargo, es difícil identificar tales cambios. La determinación y localización de outliers potenciales es el objetivo de la metodología de detección por outliers implementada por el X12-ARIMA. Esta metodología puede ser usada para detectar outliers de los tipos AO, LS y TC (no RP), de tal modo que, los que son detectados son añadidos automáticamente a las variables de regresión del modelo.

La metodología de detección de outliers usada por X12-ARIMA está basada en la de Chang & Tiao (1983). Desarrollada más ampliamente en Chang et al. (1988), Bell (1983, 1999) y Otto & Bell (1990). La aproximación general es similar a la regresión MCG, donde las variables de regresión candidatas son AO, LS y/o TC para todos los puntos en los que se lleva a cabo la detección. En resumen, esta aproximación se basa en calcular los estadísticos t-Student para la significatividad de cada tipo de outlier en cada punto, buscando los estadísticos t-Student para outliers significativos y añadiendo las correspondientes variables de regresión (AO, LS y/o TC) al modelo. El método general consiste en, manteniendo fijos los parámetros AR y MA, calcular los estadísticos t-Student para cada punto y tipo de outlier. Además, X12-ARIMA proporciona dos variaciones a este modelo general que se pueden ver más detalladamente en Findley et al. (1998):

- ❖ El método addone (añadir uno): reestima el modelo cada vez que se añade un outlier al modelo. Este es el modelo por defecto. El programa calcula el estadístico t-Student para cada tipo de outlier especificado (AO, LS y/o TC) para todas las observaciones temporales en las que se realiza la detección de outliers. Si el valor absoluto máximo de la t-Student supera el valor crítico (ver *Tabla 2.2*), entonces se detecta un outlier y, por consiguiente, la variable de regresión apropiada se añade al modelo. Después de esto, el programa estima un nuevo modelo, el modelo viejo con el outlier detectado añadido, y busca un outlier adicional. Este proceso es repetido hasta que no se detectan outliers adicionales.
- ❖ El método addall (añadir todo): reestima el modelo sólo después de haber detectado todos los outliers. Este método sigue los mismos pasos generales que el addone, excepto que el addall añade al modelo, tras cada iteración, todos los outliers cuya t-Student excede del valor crítico. Ello hará que algunos outliers añadidos sean considerados no significativos cuando el modelo sea estimado.

La diferencia entre los esquemas addone y addall puede producir diferentes conjuntos finales de outliers detectados. Dos diferencias prácticas entre los métodos que vale la pena mencionar son:

- ❖ El método addone generalmente emplea más tiempo en los cálculos.
- ❖ El método addall puede añadir demasiados outliers en cada paso de detección lo que excedería el número máximo de variables de regresión permitidas. En este caso el programa devolvería un mensaje de error y pararía.

Para solucionar este problema, se puede variar el valor crítico manualmente pero, elegir dicho valor requiere prudencia y experiencia. Basándose en un estudio con series de más de doscientas observaciones con modelos ARIMA no estacionales de bajo orden, Chang et al. (1988) recomiendan valores críticos de 3 para alta sensibilidad en la detección de outliers del tipo AO, 3.5 para sensibilidad media y 4 para baja sensibilidad.

Los resultados de la detección de outliers pueden variar dependiendo del modelo ARIMA especificado, ya que, las observaciones son clasificadas como outliers porque el modelo ajusta dichas observaciones peor que la mayoría (véase U.S. Census Bureau, 2002). Por lo tanto, un inadecuado modelo ARIMA puede proporcionar outliers inadecuados.

Durante la detección de outliers se usa una estimación robusta de la desviación estándar residual, $1.48 \times$ desviación absoluta media de los residuos (véase Hampel et al. 1986, página 105). Debido a que la detección de outliers supone buscar en todos los puntos o especificar un conjunto de ellos para la mayor significatividad de los outliers, los valores críticos de la distribución normal son demasiado bajos para juzgar significativamente en la detección de outliers. El valor crítico es determinado por el número de observaciones en el intervalo en el que se buscan los outliers, aunque puede ser cambiado por el usuario.

Tabla 2.2. Valores críticos por defecto para la identificación de outliers.

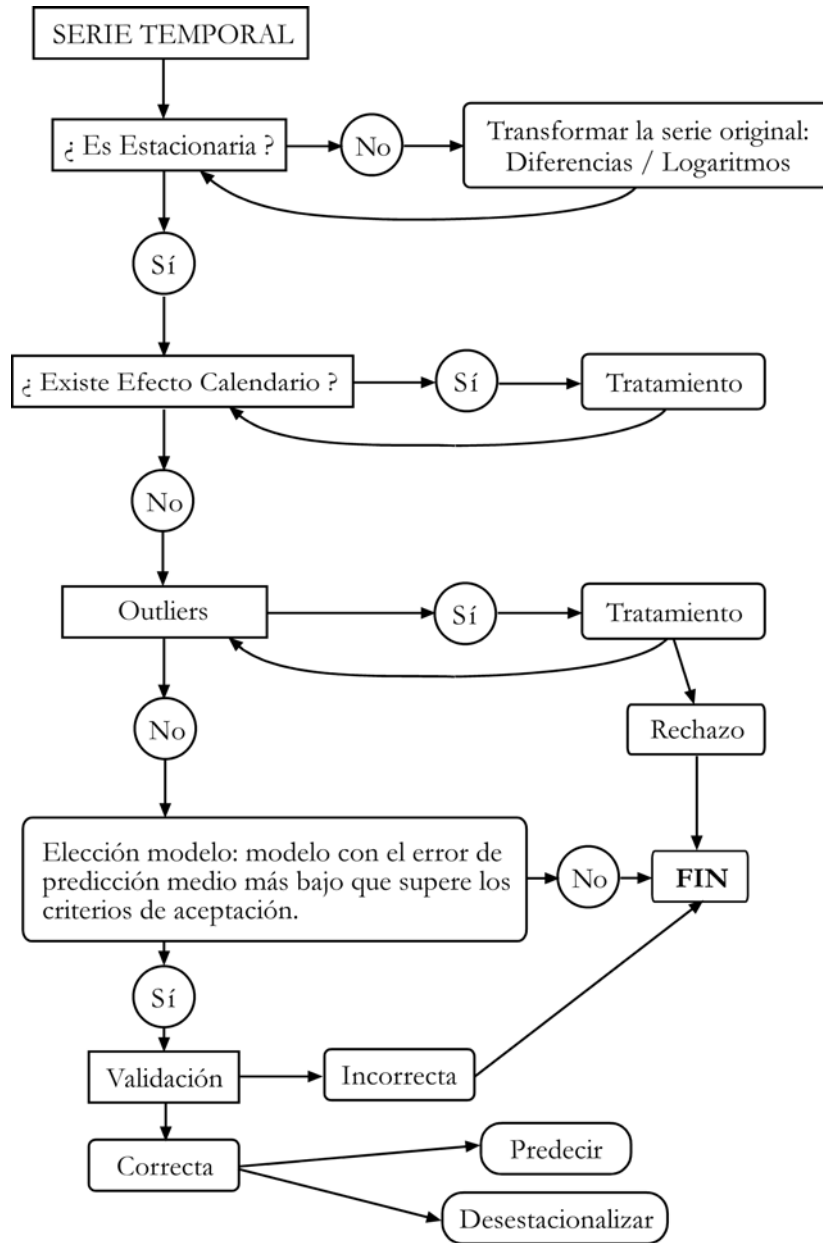
ANCHURA DEL INTERVALO PARA LA BÚSQUEDA DE OUTLIERS	VALOR CRÍTICO
1	1.96
2	2.24
3	2.44
4	2.62
5	2.74
6	2.84
7	2.92
8	2.99
9	3.04
10	3.09
11	3.13
12	3.16
24	3.42
36	3.55
48	3.63
72	3.73
96	3.80
120	3.85
144	3.89
168	3.92
192	3.95
216	3.97
264	4.01
288	4.03
312	4.04
336	4.05
360	4.07

Fuente: U.S. Census Bureau (2002).

En el experimento con series generadas del *Capítulo 3* se puede comprobar como los valores críticos para la detección de outliers son 3.69, 3.85 y 4.03 para sesenta, ciento veinte y trescientas observaciones respectivamente.

El programa X12-ARIMA actúa de una manera secuencial, mediante iteraciones, como se describe en la *Figura 2.4*.

Figura 2.4. Análisis Automático de Series Temporales mediante X12-ARIMA.



Fuente: elaboración propia.

2.4. TRAMO/SEATS: Aspectos conceptuales.

Una de las limitaciones del estudio de series temporales mediante la modelización ARIMA, y en concreto a través del enfoque Box-Jenkins, es la dificultad de identificar correctamente el modelo y, en su caso, seleccionar el más adecuado. El procedimiento de filtrado estándar para estimar el ciclo de negocios puede requerir algunas correcciones previas de las series⁷, dado que, de otro modo, se podrían producir graves distorsiones en los resultados. Un destacado ejemplo es la corrección por outliers que es tratada, junto con el resto de ajustes previos, en el apartado 2.2. Para facilitar este problema, existe una metodología de análisis de series temporales que puede aplicar la identificación, estimación y predicción de forma automática de los modelos tipo ARIMA a través de procesos secuenciales informatizados.

El hecho comprobado de que los componentes de las series económicas como la tendencia y la componente estacional evolucionan en el tiempo y no siguen un curso fijo o previsible, ha llevado a la sustitución progresiva de los modelos basados en filtros deterministas por modelos basados en filtros estocásticos. La idea subyacente es que series con diferentes estructuras estocásticas requieren filtros diferentes.

Los modelos basados en procesos lineales estocásticos parametrizados con formatos del tipo ARIMA han demostrado ser los más adecuados para ajustar series y para la extracción de señal. Frecuentemente pueden ser vistos como un caso general de los filtros de tipo fijo⁸. Una característica de estos modelos es que permiten resolver problemas adicionales que pueden ser relevantes para la extracción de señal como la corrección de valores atípicos (outliers), interpolación de datos perdidos, corrección por días laborales y efecto Pascua (efecto calendario), inclusión de variables de regresión e intervención y, por supuesto, predicción.

En este tipo de modelos las revisiones son óptimas porque las predicciones son óptimas⁹ y la estimación de los componentes no observables también es óptima. Los modelos se adaptan a las series evitando los problemas del sobre-ajuste y la estimación espuria de los componentes.

Los programas basados en modelos identifican un modelo ARIMA para la serie original y luego derivan de esa estructura modelos ARIMA para cada uno

⁷ Se entiende por corrección previa de la serie temporal al estudio de los efectos calendario, los outliers, así como las variables de intervención.

⁸ Así, por ejemplo, el filtro X11 puede ser aproximado por un modelo ARIMA(0,1,1)(0,1,1)₁₂, véase Gómez & Maravall, 2001b. El filtro HP (Hodrick-Prescott) para estimar tendencias puede ser aproximado por un filtro WK (Wiener-Kolmogorov) ARIMA(0,1,2)(0,1,1)₁₂, véase Maravall & del Río, 2001.

⁹ El error estándar de estimación es mínimo.

de los componentes no observables, lo que permite realizar predicciones tanto de la serie original como de cada uno de los componentes de una forma más eficiente. Un enfoque un tanto diferente se encuentra en los llamados “Modelos de series temporales estructurales”, puesto que especifican directamente los modelos de los componentes asumiendo una estructura particular para la serie original. Hay consenso en que ambos enfoques constituyen versiones diferentes de la clase general de modelos ARIMA de componentes no observables (UCARIMA), que asumen que una serie temporal puede expresarse como la suma de componentes ortogonales donde cada uno de ellos se expresa como un modelo ARIMA.

TRAMO/SEATS es un modelo basado en modelos estocásticos y fue desarrollado por Gómez y Maravall (1996) a partir del programa de J. P. Burman para el Banco de Inglaterra (1980). La metodología básica seguida es descrita en Gómez & Maravall (1992, 1994, 1996, 2001a), Gómez et al. (1999), y Maravall (2002a). El programa acepta varias periodicidades (mensual u otra frecuencia más baja), el máximo número de observaciones es 600 y el mínimo depende de la periodicidad de los datos, en concreto, 16 para datos trimestrales y 36 para datos mensuales.

TRAMO es un programa para estimación y predicción de series temporales incorporando la posibilidad de no estacionariedad, estacionalidad, efecto calendario, así como el estudio de los errores y valores perdidos en la serie objeto de análisis. El programa en el tratamiento previo de la serie interpola los valores omitidos, identifica y corrige las observaciones anómalas, y estima efectos especiales derivados del propio efecto temporal a los que se conoce, en general, como efecto calendario, así como efectos provenientes de variables de intervención.

Por su parte, SEATS es un programa para estimación de componentes inobservados en series temporales siguiendo el método basado en el modelo ARIMA (AMB). Los componentes básicos en que se desagregan las series son componentes ciclo-tendencia, estacional e irregular (aunque pueden aparecer componentes adicionales).

Cuando se usan para ajuste estacional, TRAMO preajusta las series que después serán tratadas con SEATS. Los programas se pueden usar de manera separada pero, lo normal, es usarlos conjuntamente de manera secuencial para realizar un análisis en profundidad de las series en cuestión de una manera totalmente automática aunque, como se ve más tarde, se pueden modificar las especificaciones que el programa introduce por defecto.

El programa funciona según los siguientes pasos (véase Caporello et al., 2002; y Caporello & Maravall, 2004b):

1. TRAMO identifica un modelo para la serie y la extiende automáticamente en dos años.
2. TRAMO detecta outliers y otras variables (no estocásticas) de regresión como efecto día laborable y efecto Pascua. También puede estimar datos

omitidos o perdidos. Contempla los cuatro tipo de outliers enumerados a continuación y que han sido tratados con más profundidad en *apartado 2.2*:

- a. Aditivo (AO): el evento extraordinario sólo afecta en el periodo t .
 - b. Cambio en nivel (LS): el evento afecta el nivel de la serie a partir del periodo t .
 - c. Cambio temporal (TC): el evento afecta a partir del periodo t pero va perdiendo fuerza conforme a un factor de amortiguación.
 - d. Innovativo (IO): el evento afecta a todo el modelo.
3. TRAMO pasa la serie linealizada (parte estocástica) a las subrutinas del SEATS.
 4. En SEATS la función de densidad espectral del modelo estimado se descompone en la función de densidad espectral de los componentes no observables, los cuáles, se asumen ortogonales o no correlacionados entre sí.
 5. SEATS estima los parámetros de los componentes ciclo-tendencia y estacional utilizando el filtro simétrico de dos vías WK (Wiener-Kolmogorov).
 6. Por último, los outliers y otros efectos especiales se reincorporan a los componentes estocásticos estimados.

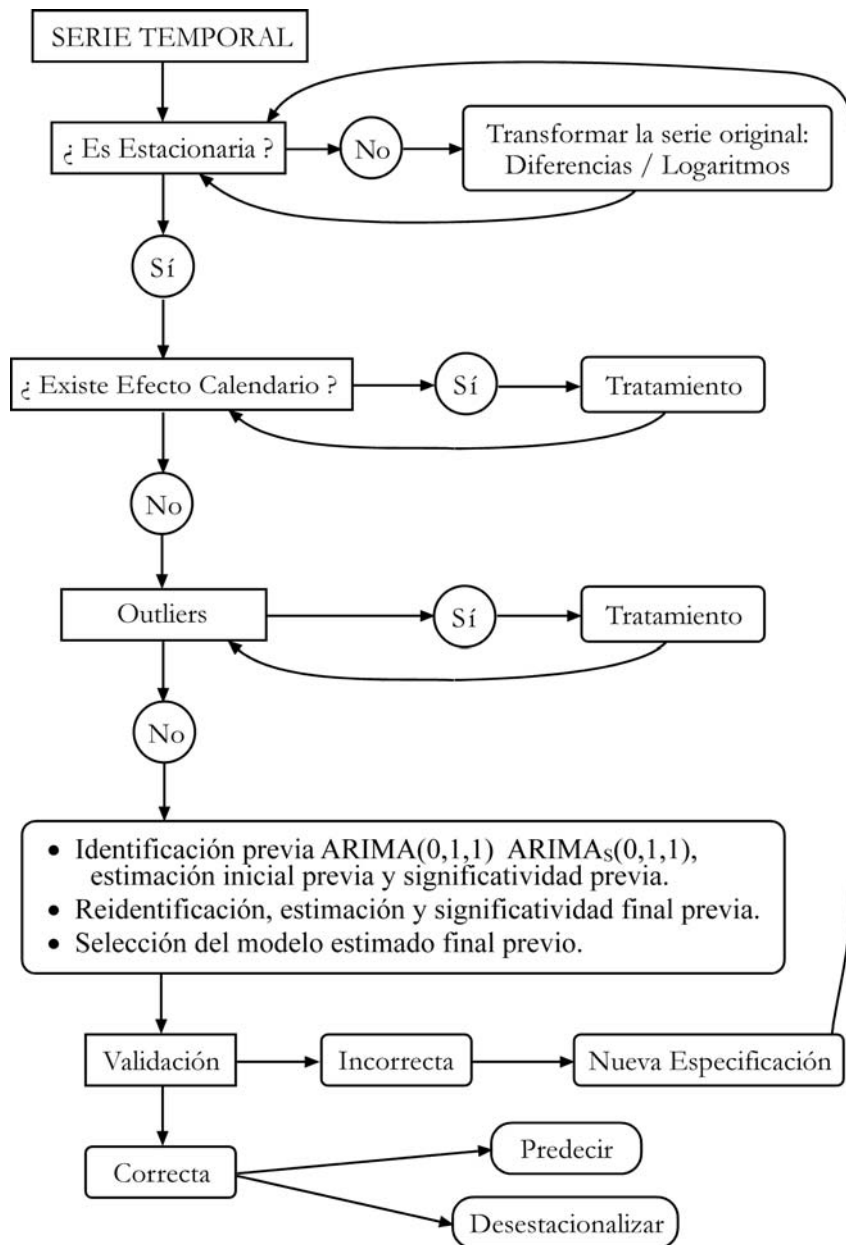
El valor crítico, por defecto, para la detección de outliers depende del número de observaciones de la serie en cuestión de la siguiente manera:

- Si el número de observaciones es menor o igual que 50 el valor queda fijado en 3.0.
- Si el número de observaciones está comprendido entre 50 y 450 el valor queda fijado en $3.0 + 0.0025 \times (N^\circ \text{ observaciones} - 50)$.
- Para 450 observaciones o más el valor se fija en 4.0.

En el experimento con series generadas del *Capítulo 3* se puede comprobar como los valores críticos para la detección de outliers son 3.02, 3.17 y 3.62 para sesenta, ciento veinte y trescientas observaciones respectivamente.

En la etapa de estimación TRAMO/SEATS utiliza uno de estos tres métodos (véase Gómez & Maravall, 2001): mínimos cuadrados condicionales (para SEATS), mínimos cuadrados incondicionales (para TRAMO) y máxima verosimilitud exacta (para TRAMO y SEATS). Los programas TRAMO y SEATS actúan de una manera secuencial, mediante iteraciones, como se describe en la *Figura 2.5*.

Figura 2.5. Análisis Automático de Series Temporales mediante TRAMO-SEATS.



Fuente: elaboración propia.

Las componentes de una serie temporal económica consideradas en SEATS son (véase Gómez & Taguas, 1995; Botargues & Pecar, 2002):

- ❖ La componente tendencia, que es la que capta los movimientos a largo plazo de la serie, incluyendo los sucesivos puntos de giro, y presenta un pico en la frecuencia 0.
- ❖ La componente ciclo, que recoge las oscilaciones suaves que contienen ciertas series debido a la actividad económica y cuya periodicidad va entre los dos y cinco años, y tiene un pico espectral en la frecuencia asociada, entre 0 y $(2\pi/s)$, donde s es el número de estaciones en el año.
- ❖ La componente estacional, que contiene oscilaciones intraanuales alrededor de la tendencia, que se repiten de manera muy similar en el mismo mes o en el mismo trimestre de cada año, por tanto, recoge los picos espectrales en las frecuencias estacionales. Estas oscilaciones son generalmente causadas por cuatro factores principales: el clima, el efecto calendario (efecto día laboral y efecto Pascua), la toma de decisiones y las expectativas.
- ❖ La componente irregular, que está constituida por oscilaciones no sistemáticas que se caracterizan por tener una estructura puramente aleatoria y/o errática, del tipo ruido blanco, y tiene por tanto, un espectro plano. Estas oscilaciones en general sólo afectan a la serie en el momento en que ocurren y suelen ser de muy corta duración. En caso de, por ejemplo, huelga o algún otro evento repentino, estas fluctuaciones pueden afectar a la serie por más de un periodo.

La descomposición parte de la hipótesis de la ortogonalidad de los componentes, que a su vez siguen modelos ARIMA. Para identificar los componentes, se requiere que (excepto para el irregular) estén limpios de ruido blanco. Esta es la llamada propiedad “canónica”, que implica que no se puede extraer ruido blanco de los componentes distintos del irregular. Así, se maximiza la varianza del componente irregular y, por el contrario, se hacen tan estables como sea posible los componentes tendencia, estacional y ciclo, de acuerdo con la estructura estocástica del modelo ARIMA seguido por la serie temporal (véase Gómez & Taguas, 1995).

El modelo tratado por SEATS es el de una serie integrada lineal con innovaciones gaussianas. Como esta hipótesis puede que no se cumpla, TRAMO tratará previamente la serie, de ahí que hayan sido diseñados para ser usados conjuntamente de forma rutinaria (véase Gómez & Taguas, 1995).

2.5. Comparación entre X12-ARIMA y TRAMO/SEATS.

La Oficina de Estadística de la Unión Europea (Eurostat) viene realizando desde 1994 esfuerzos con el fin de armonizar y coordinar la producción de datos y extracción de señales de las series económicas de las distintas instituciones, teniendo como objetivo central, el logro de la convergencia de indicadores económicos y la toma de decisiones de políticas de ajuste.

A tal fin, en una primera fase, realizó una serie de estudios comparando los principales programas usados por las agencias productoras de datos (DAINTIES, SABL, BV4, X11-ARIMA88, X11-UK, X12-ARIMA, TRAMO/SEATS) cuyos documentos se encuentran en la Secretaría Ejecutiva, aunque también pueden obtenerse de la dirección de Eurostat, véase Mr. Christophe Planas del Joint Research Centre of the European Commission. El programa GLAS, basado en el filtrado espectral de las series y usado por el Banco de Inglaterra (véase Balchin, 1995), programas SABL y DAIN'TIES, el último de ellos basado en regresiones móviles de un lado (véase Eurostat, 1998), el programa BAYSEA usado por el Banco de Japón, el método Berlín BV4 de regresión móvil usado por el Instituto de Estadística Alemán (véase Statistisches Bundesamt, 1997), aunque no por el Banco de Alemania que usaba un programa de la familia del X11. En muchos casos se usaba el X11 estándar, en muchos otros el X11-ARIMA modificado por el Instituto de Estadística de Canadá e, incluso en algunos casos, X11 con modificaciones añadidas como, por ejemplo, Organización de Estadísticas Nacional y Banco de Alemania.

En una segunda fase los estudios se centraron en los dos programas que se consideraron más adecuados: TRAMO/SEATS, como primer opción, y X12-ARIMA, como segunda opción¹⁰. La decisión se basó en una serie de estudios que advierten la conveniencia de utilizar modelos estocásticos en el ajuste de las series económicas, por las propiedades que tienen y las ventajas que se derivan de la aplicación de los filtros tradicionales fijos tipo X11.

Lo que se busca, en definitiva, es obtener la mejor calidad en el ajuste de modelos y extracción de señales de los indicadores, a la vez que armonizar el uso de este tipo de programas en la región. Por su parte, en Centro América, se ha utilizado con frecuencia el X11-ARIMA que, probablemente era la mejor opción en los años noventa. No obstante, el hecho de haber sido superado por programas que se basan en modelos estocásticos y en la teoría estadística, ha motivado a la SEMCA y algunos de los Bancos Centrales de la zona sudamericana a dirigir su atención hacia opciones más eficientes (véase Consejo Monetario Centroamericano, 2004). TRAMO/SEATS es una de ellas.

Algunos autores como Agustín Maravall (1999), señalan el riesgo de utilizar filtros ad hoc. Las principales limitaciones de estos filtros son:

¹⁰ Eurostat ha creado una interfase para estos dos programas llamada DEMETRA. Una comparación entre REGARIMA y TRAMO se encuentra en Dossé & Planas, 1996.

1. El peligro de ajustes espurios, ya que, comprueba que de una serie ruido blanco, X11 extrae un componente estacional.
2. El filtro debería depender de las características de las series. Así, el filtro de ajuste estacional X11 sub-ajustará cuando la anchura del pico estacional en el espectro de las series sea más grande que el capturado por el filtro X11. Por el contrario, sobre-ajustará, es decir, eliminará demasiada variación de las series, cuando la anchura de los picos espectrales estacionales sean más estrechos que los capturados por X11.
3. Carencia de un armazón adecuado para detectar los casos en que su aplicación es inapropiada. Por otro lado, hay pocos diagnósticos y, los que hay, son difíciles de interpretar. Además, no hay un procedimiento sistemático para superar dichas limitaciones.
4. Aún cuando es apropiado, X11 no contiene las bases para inferencia correcta, ya que, X11 no calcula los errores estándares asociados con los componentes estacionales estimados, lo que no permite hacer inferencias y predicciones óptimas ni detectar los casos en que su aplicación es inadecuada. Esto tiene importantes implicaciones de política económica (véase Bach et al., 1976; y Moore et al., 1981) pues no es posible saber si las diferencias entre los valores estimados y los originales se deben a los errores de estimación inherentes al muestreo o a un cambio real respecto de las perspectivas en la variable. Si la diferencia se puede atribuir a errores de estimación, no se debiera de dar una respuesta de política, en caso contrario sí.
5. X11 no permite calcular predicciones óptimas de los componentes.
6. Aunque X11 calcula por separado las estimaciones de los componentes tendencia, estacional e irregular estas no son conocidas.

El programa X11-ARIMA desarrollado por el Instituto de Estadística de Canadá (véase Dagum, 1980) mejoró el X11 en diversos aspectos. En primer lugar, incorporó algunos nuevos elementos para diagnóstico, más relevantes y que proporcionaban mejores estimadores de los componentes al final de las series. Esto se consiguió sustituyendo los filtros X11 ad hoc por estimadores preliminares con un procedimiento en que la serie es extendida con predicciones ARIMA. Por todo ello, el X11-ARIMA sustituyó al X11 en muchas aplicaciones estándar. En la actualidad el programa X12-ARIMA mejora el X11-ARIMA incorporando nuevos diagnósticos y algunos nuevos rasgos basados en el modelo, relativos al tratamiento de outliers y la estimación de efectos especiales.

Sin embargo, en ocasiones las diferencias entre los filtros estocásticos y no estocásticos no son tan trágicas. El estudio de Depoutot & Planas (1998) para 7.372 series comprobó la similitud entre los filtros X11 (del tipo Henderson MA) y WK (Wiener-Kolmogorov) ARIMA en modelos derivados del “Modelo de Líneas Aéreas”. Dichos autores comprobaron que los filtros tipo X11 tienden a producir factores estacionales más variables que los métodos basados en modelos

ARIMA, o sea que tienden a sobre-ajustar los patrones estables; de la misma manera que las estimaciones de la tendencia son más fluctuantes en los modelos ad hoc. Una referencia al tema de la sobre-estimación puede ser encontrada en Planas (1996).

El uso de modelos ARIMA para extracción de señal tiene dos ventajas: por un lado, permite superar las limitaciones de los filtros relativamente fijos X11 y, por otro, la especificación de un modelo ofrece un armazón sistemático para análisis. Por el contrario, todavía quedan problemas por solucionar como: en primer lugar, en ocasiones, los modelos ARIMA identificados a través del usual criterio de Box-Jenkins ofrecen descomposiciones espectrales insatisfactorias y, en segundo lugar, las expresiones analíticas para los componentes pueden ser complicadas, lo que limita la utilidad del modelo (véase Maravall, 1985).

El trabajo de Fischer (1995) para Eurostat recomienda TRAMO/SEATS como método único de ajuste estacional por un lado, por las ventajas teóricas y empíricas y, por otro, por razones comparativas y de coordinación, ya que, en la práctica no se puede afirmar con total seguridad que exista un método mejor que otro o incluso perfecto.

La flexibilidad de la aproximación basada en el modelo ARIMA (AMB)¹¹ permite recuperar un componente estacional generado por el X12-ARIMA que ha sido simplemente contaminado con algún ruido con considerablemente más precisión que si se hace con X12-ARIMA (véase Maravall, 1998).

El trabajo de Hood et al. (2002) concluye que SEATS y X12-ARIMA se comportan de manera similar para series mensuales simuladas usando doce años de datos. Además, SEATS se comporta mejor con series que tiene un componente irregular grande. Por el contrario, X12-ARIMA presenta un mejor comportamiento para series con solo cuatro años de datos que presentan un gran componente irregular.

En otro trabajo, Hood (2002), concluye que SEATS puede inducir estacionalidad en el ajuste estacional de series no estacionales. Por lo tanto, aquellas series que son bien modelizadas por el “Modelo de Líneas Aéreas” ó *modelos equilibrados* son mejores candidatos para ajuste en SEATS que series que no son bien modelizadas por modelos equilibrados.

Las pruebas realizadas por la Secretaría Ejecutiva del Consejo Monetario Centroamericano (SECMCA) confirman algunos de los hallazgos de Eurostat en el sentido que TRAMO/SEATS tiene un rendimiento superior a otros programas de extracción de señales como X11-ARIMA (véase Consejo Monetario Centroamericano, 2004). Y ello porque su opción automática proporciona resultados más fiables que la del X11-ARIMA y las opciones de usuario no disponibles en el segundo, permiten al usuario conocedor de la materia el profundizar más en el análisis estadístico de las series si así lo desea.

¹¹ En la que se basa TRAMO/SEATS.

La información dada por TRAMO/SEATS y X12-ARIMA puede ser vista como complementaria. En la aproximación AMB, el fallo de alguno de los tests probablemente señala alguna debilidad del modelo, y por lo tanto el test puede ser de utilidad para encontrar una especificación mejorada. Los resultados de X12-ARIMA y AMB proporcionan información relevante y diferente y, por tanto, se complementan. La diferencia es que mientras un mal diagnóstico en X12-ARIMA puede ser debido al uso de un filtro inadecuado o al hecho de que las series presenten comportamientos explosivos, en la aproximación AMB, el fallo de los tests señalará, probablemente, que partes del modelo puede no estar bien especificadas (véase Maravall, 2003).

La comparación entre X12-ARIMA y TRAMO/SEATS puede resumirse en la *Tabla 2.3*.

Tabla 2.3. Comparación entre X12-ARIMA y TRAMO/SEATS.

MÉTODO	X12-ARIMA	TRAMO/SEATS
Enfoque	Medias móviles. No puede interpretarse como un filtro que minimiza los errores cuadráticos medios.	Basado en modelos estadísticos. Se adapta a las propiedades estocásticas de las series, minimizando los errores cuadráticos medios.
Descomposición posible	Aditiva, log-aditiva y multiplicativa.	Aditiva y log-aditiva.
Componente estacional	Suaviazamiento con medias móviles	Extracción con seudo-espectro del modelo ARIMA estimado a la serie original.
Componente tendencia	9, 13 y 23 términos del filtro de Henderson a la serie ajustada por estacionalidad sin outliers. Tiende a sobre-estimar los componentes no estacionales.	Extracción con seudo-espectro del modelo ARIMA estimado a la serie original. Filtros Wiener-Kolmogorov.
Tratamiento de outliers	No es eficiente ¹² . El valor crítico depende del número de observaciones en el intervalo de búsqueda (véase página 26).	Tratamiento en el preprograma TRAMO. El valor crítico depende del número de observaciones totales (véase página 30).
Revisión de estimación de componentes con nuevos datos de la serie	Cambios sustanciales en los componentes. Valores no convergen aún después de tres años.	Cambios mínimos, estimaciones convergen después de un año.
Periodicidad	Mensual y trimestral.	Cualquier entero > 1.
Ajuste día laboral	Método de regresión.	Método de regresión.
Interfaz gráfica y herramientas de análisis.	Insuficientes gráficos y medidas empíricas de análisis.	Gráficos completos y muchas herramientas de análisis como el error estándar de estimación.
Información requerida.	Mínimo de 5 años.	Mínimo de 3 años. Máximo de 600 observaciones.
Estabilidad de la serie ciclo-tendencia.	Sí.	No.

Fuente: elaboración propia y Consejo Monetario Centroamericano, 2004.

¹² Puede identificar más de un outlier en una misma observación, con distinta tipología (AO, LS o TC) e incluso, con signo contrario.

3. Ejercicio de simulación de Monte Carlo.

3.1. Datos utilizados.

Se ha trabajado con un total de nueve mil series ruido blanco¹³ simuladas a partir de una función generadora de datos aleatorios¹⁴, lo cual, constituye un experimento de Monte Carlo. El elevado número de series es resultado de considerar tres modelos distintos y, a su vez, con una longitud de las series distinta en cada caso (60, 120 y 300 observaciones). Además, se va a forzar la presencia de los tres tipos de outliers (AO, LS, TC) con tres niveles de intensidad del impacto. La relevancia del outlier no es la misma si se sitúa al inicio que al final del periodo muestral. En este caso, se ha decidido estudiar el impacto de un outlier cuando tiene incidencia al final del periodo, por ello, todas las series terminan en el mismo periodo aún cuando sean de distinta longitud (véase *Apéndice II*). Para cada uno de estos casos concretos se estudiarían un total de cien series. Por tanto, una posible ampliación del estudio sería realizar el mismo análisis para aquellos casos en los que el outlier tenga incidencia al principio de la serie (todas las series empezarían en el mismo periodo) y el caso en el que el impacto tuviera lugar en la mitad de las series (para ello sería necesario que las series fueran simétricas para un periodo central determinado).

En la *Tabla 3.1* se pueden ver más detalladamente las distintas series generadas para cada enfoque.

¹³ Dichas variables aleatorias siguen una distribución normal, de media cero, varianza la unidad y covarianza nula.

¹⁴ Para el uso de esta función generadora de datos véase Quantitative Micro Software, 2001.

Tabla 3.1. Número de series simuladas.

MODELOS	NÚM. OBS	SERIE ORIGINAL	AO			LS			TC		
			2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
MODELO (1)	60	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
	120	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
	300	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
MODELO (2)	60	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
	120	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
	300	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
MODELO (3)	60	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
	120	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
	300	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100

❖ Nota: 100 es el número de series generadas que cumplen los criterios convergentes en el cuadro.

Fuente: elaboración propia.

Los tres modelos que se van a considerar en el experimento son los que se detallan a continuación¹⁵, con el valor que se le asigna a cada parámetro.

El Modelo 1 se corresponde con un proceso ARIMA(0, 1, 1)(0, 1, 1)₁₂ con coeficientes $\theta_1 = 0.4$ y $\theta_{12} = 0.6$.

Por su parte, el Modelo 2 sigue un proceso ARIMA(1, 1, 0)(0, 1, 1)₁₂ con los coeficientes $\theta_{12} = 0.6$ y $\phi_1 = 0.3$.

Por último, el Modelo 3 sigue el proceso ARIMA(0, 1, 1)(1, 1, 0)₁₂ con coeficientes $\theta_1 = 0.4$ y $\phi_{12} = 0.5$.

En las Figuras 3.1 a 3.9 se representa gráficamente un ejemplo para cada uno de los modelos y/o enfoques¹⁶. Se muestran cinco gráficos para cada caso. En el primero de ellos (Gráfico A) se muestra únicamente la serie original sin intervención. En el segundo (Gráfico B) se representa la serie original más la serie en la que ha sido introducida una intervención caracterizada como un outlier de tipo aditivo (AO) y además, con las tres intensidades del impacto, por tanto, se incluyen un total de cuatro series. Para los siguientes dos gráficos la mecánica es

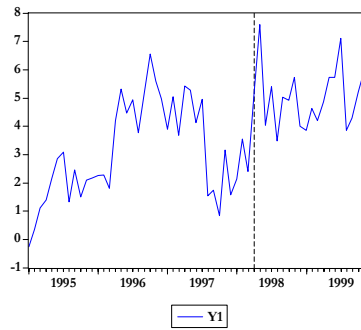
¹⁵ Como se podrá comprobar el primer modelo es el “Modelo de Líneas Aéreas”.

¹⁶ Para la codificación de las series véase Apéndice II.

la misma sólo que cambiando el tipo de outlier por el cambio de nivel (LS) para el *Gráfico C* y cambio temporal (TC) para el *Gráfico D* respectivamente. En el último gráfico (*Gráfico E*), se presenta la serie original junto a la serie que presenta un outlier de tipo aditivo (AO) con la intensidad equivalente a dos veces la desviación típica, y lo mismo con los tipos de outliers cambio de nivel (LS) y cambio temporal (TC). Mientras que en los *Gráficos B, C y D* se pretendía mostrar el impacto que tiene la diferente intensidad del outlier introducido sobre la serie, en el *Gráfico E* lo que se pretende es comparar entre los diversos tipos de outliers con la misma intensidad. En todos los Gráficos se introduce una línea discontinua vertical en la observación equivalente a abril de 1998, es decir, donde se sitúa la intervención u outlier en cuestión.

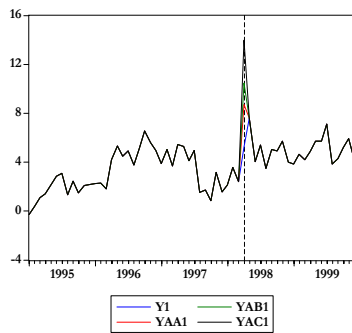
Figura 3.1. Modelo 1 con 60 observaciones.

Gráfico A.



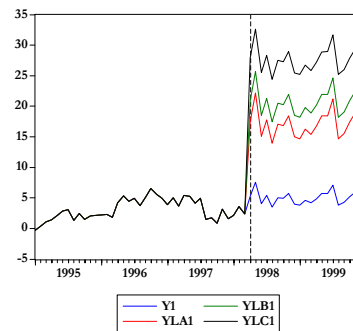
Fuente: elaboración propia.

Gráfico B.



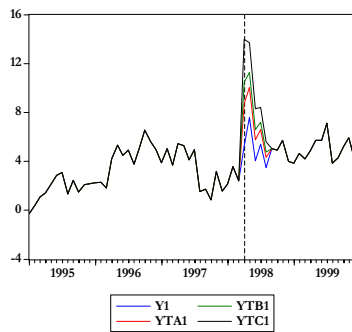
Fuente: elaboración propia.

Gráfico C.



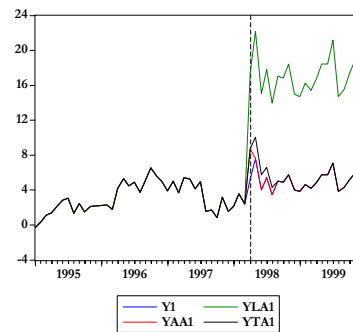
Fuente: elaboración propia.

Gráfico D.



Fuente: elaboración propia.

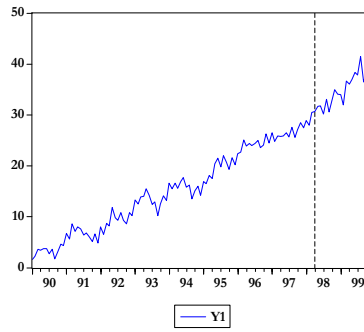
Gráfico E.



Fuente: elaboración propia.

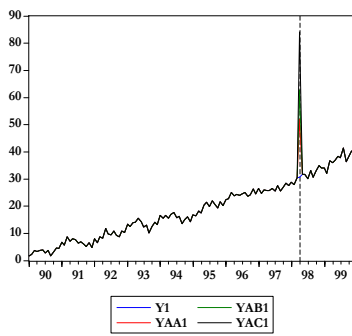
Figura 3.2. Modelo 1 con 120 observaciones.

Gráfico A.



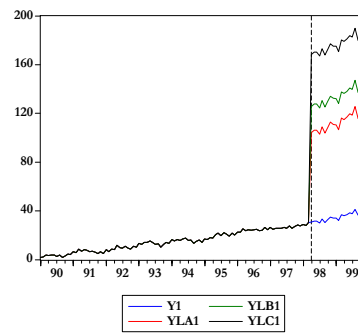
Fuente: elaboración propia.

Gráfico B.



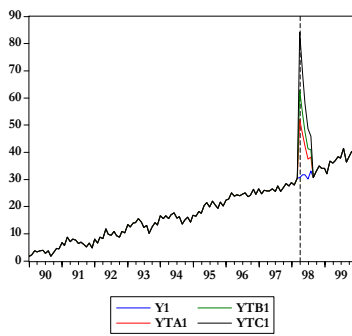
Fuente: elaboración propia.

Gráfico C.



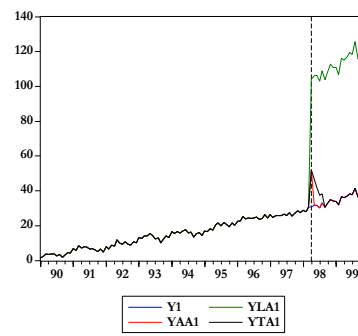
Fuente: elaboración propia.

Gráfico D.



Fuente: elaboración propia.

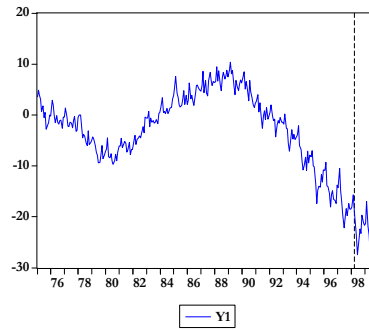
Gráfico E.



Fuente: elaboración propia.

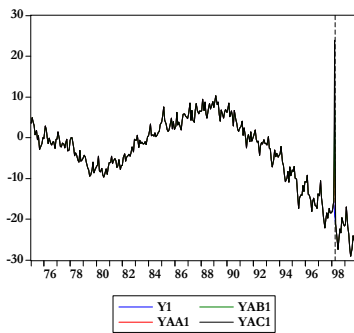
Figura 3.3. Modelo 1 con 300 observaciones.

Gráfico A.



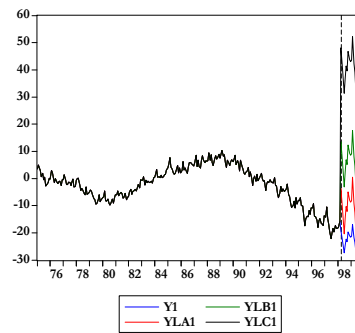
Fuente: elaboración propia.

Gráfico B.



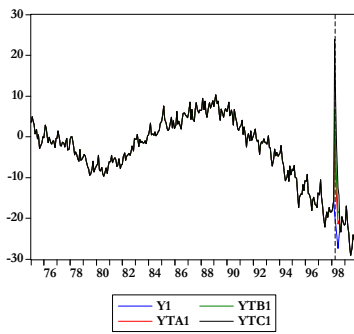
Fuente: elaboración propia.

Gráfico C.



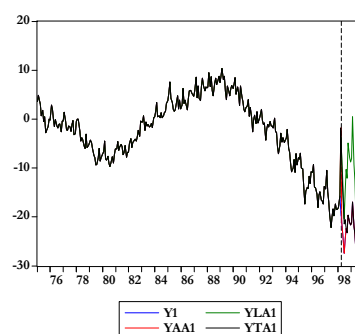
Fuente: elaboración propia.

Gráfico D.



Fuente: elaboración propia.

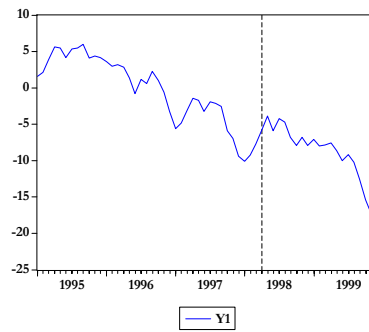
Gráfico E.



Fuente: elaboración propia.

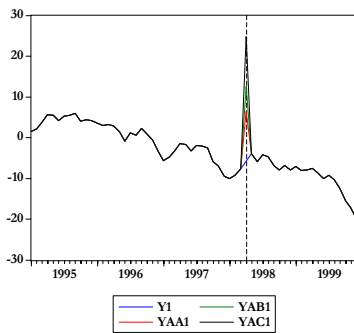
Figura 3.4. Modelo 2 con 60 observaciones.

Gráfico A.



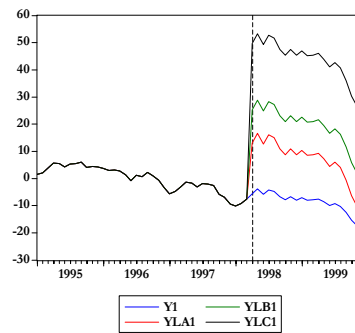
Fuente: elaboración propia.

Gráfico B.



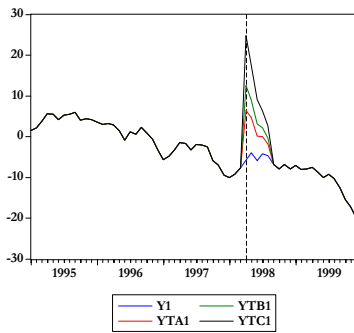
Fuente: elaboración propia.

Gráfico C.



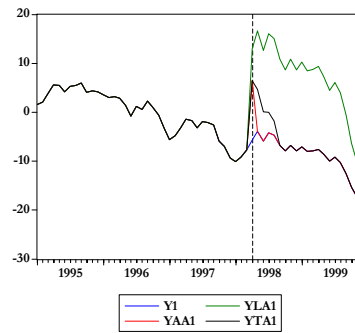
Fuente: elaboración propia.

Gráfico D.



Fuente: elaboración propia.

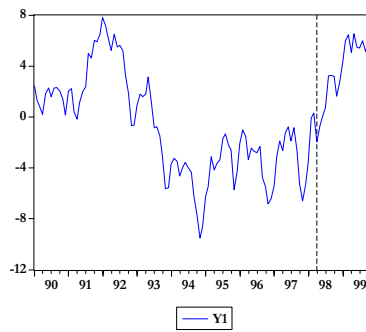
Gráfico E.



Fuente: elaboración propia.

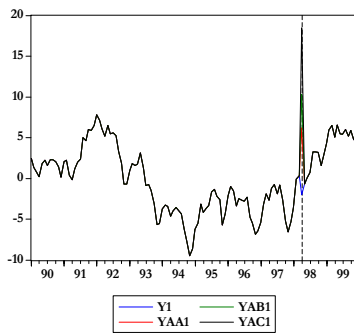
Figura 3.5. Modelo 2 con 120 observaciones.

Gráfico A.



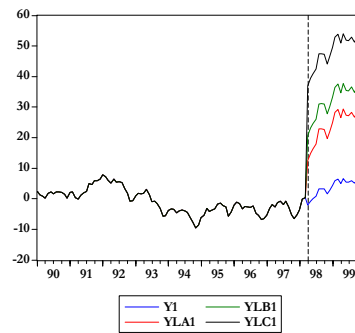
Fuente: elaboración propia.

Gráfico B.



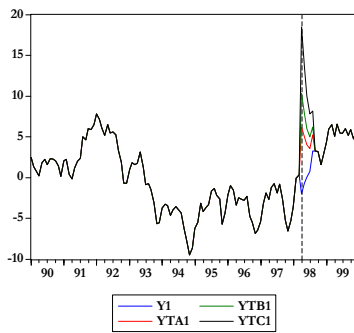
Fuente: elaboración propia.

Gráfico C.



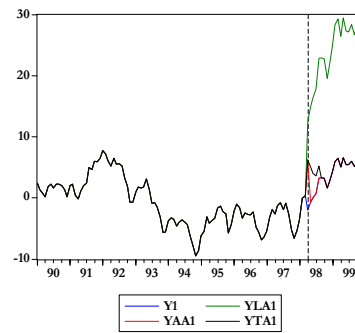
Fuente: elaboración propia.

Gráfico D.



Fuente: elaboración propia.

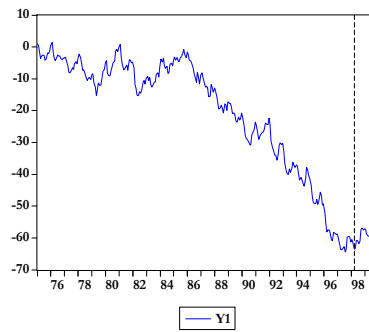
Gráfico E.



Fuente: elaboración propia.

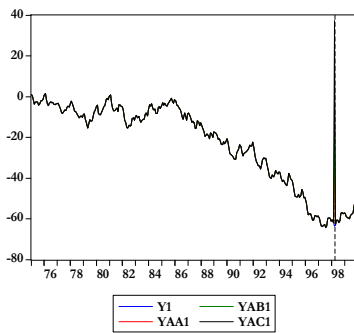
Figura 3.6. Modelo 2 con 300 observaciones.

Gráfico A.



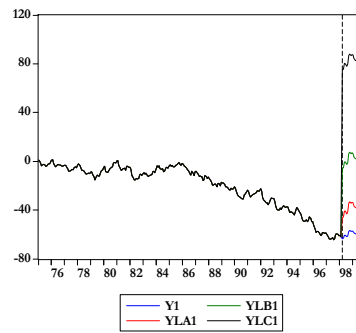
Fuente: elaboración propia.

Gráfico B.



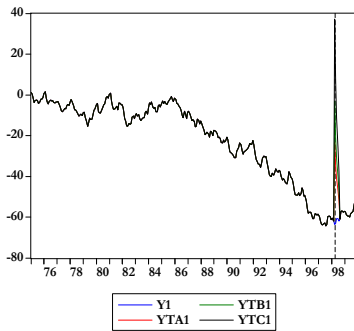
Fuente: elaboración propia.

Gráfico C.



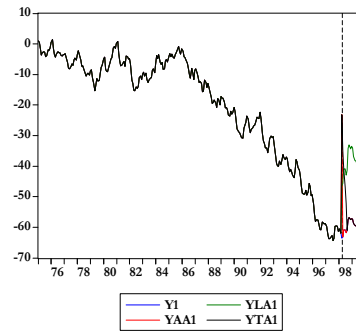
Fuente: elaboración propia.

Gráfico D.



Fuente: elaboración propia.

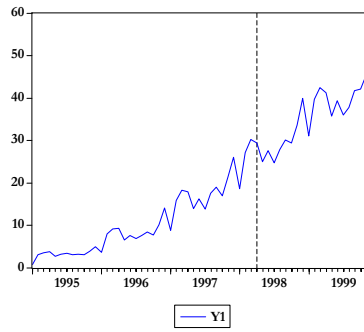
Gráfico E.



Fuente: elaboración propia.

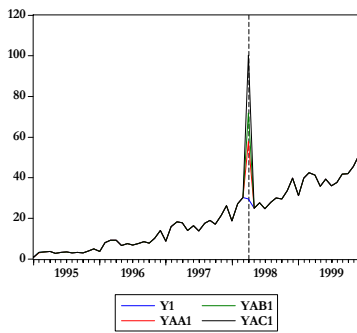
Figura 3.7. Modelo 3 con 60 observaciones.

Gráfico A.



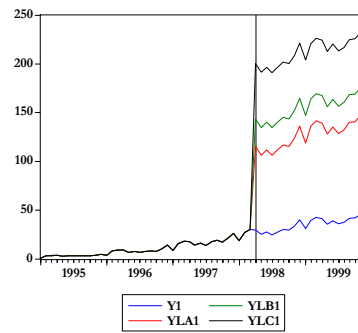
Fuente: elaboración propia.

Gráfico B.



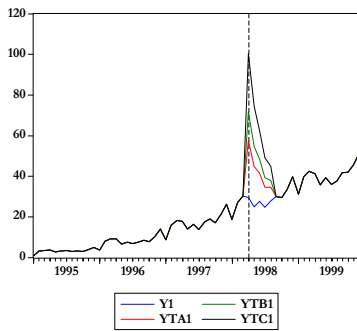
Fuente: elaboración propia.

Gráfico C.



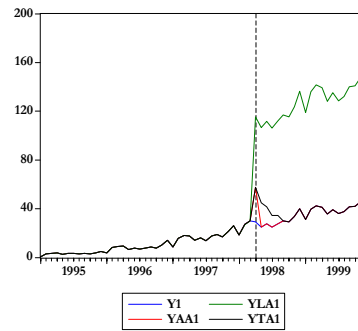
Fuente: elaboración propia.

Gráfico D.



Fuente: elaboración propia.

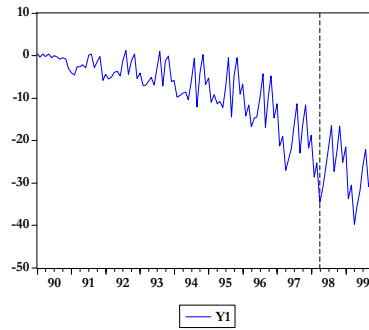
Gráfico E.



Fuente: elaboración propia.

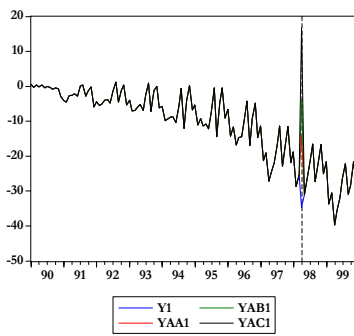
Figura 3.8. Modelo 3 con 120 observaciones.

Gráfico A.



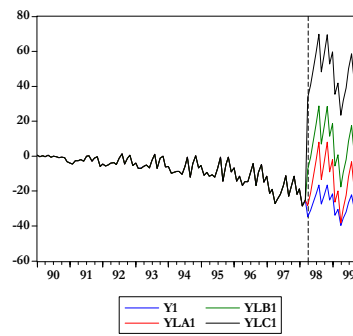
Fuente: elaboración propia.

Gráfico B.



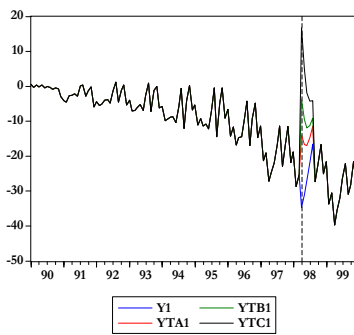
Fuente: elaboración propia.

Gráfico C.



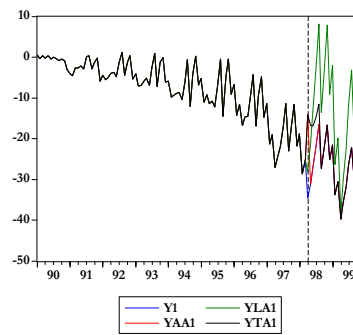
Fuente: elaboración propia.

Gráfico D.



Fuente: elaboración propia.

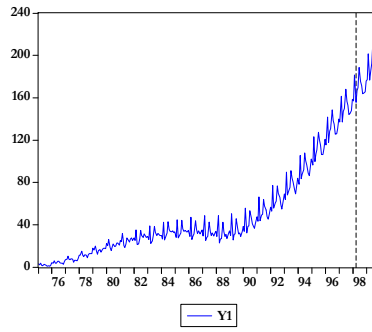
Gráfico E.



Fuente: elaboración propia.

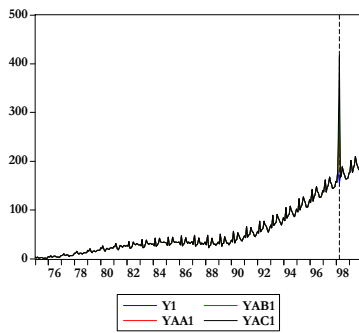
Figura 3.9. Modelo 3 con 300 observaciones.

Gráfico A.



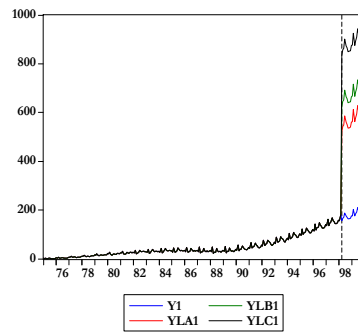
Fuente: elaboración propia.

Gráfico B.



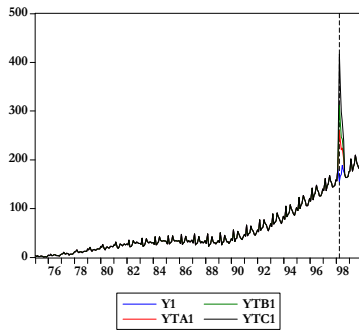
Fuente: elaboración propia.

Gráfico C.



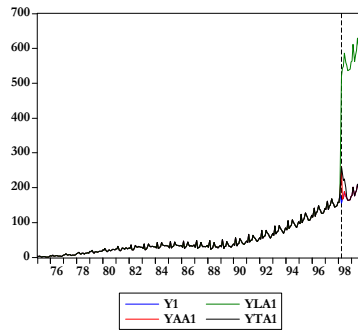
Fuente: elaboración propia.

Gráfico D.



Fuente: elaboración propia.

Gráfico E.



Fuente: elaboración propia.

3.2. Resultados TRAMO/SEATS.

Las nueve mil series generadas se van a analizar de manera agregada en grupos de cien atendiendo a la presencia o no de intervención y su intensidad, por lo que se van a realizar noventa análisis para cada modelo. Todo ello con el objetivo de que el estudio sea lo más comparativo posible.

El procedimiento automático de TRAMO/SEATS requiere una decisión previa de evaluar o no la presencia de efecto calendario y, por lo tanto, que especificación para el día laboral debe usarse. Las diferentes opciones son controladas por el parámetro RSA (véase Caporello & Maravall, 2004b) y descritas a continuación:

- ❖ RSA = 0. El parámetro no está activo.
- ❖ RSA = 1. Igual que RSA = 3 pero usando el “Modelo de Líneas Aéreas” por defecto.
- ❖ RSA = 2. Igual que RSA = 4 pero usando el “Modelo de Líneas Aéreas” por defecto.
- ❖ RSA = 3. Se elige de forma automática entre los siguientes análisis:
 - Especificación logarítmica o en niveles.
 - Identificación automática del modelo (IAM).
 - Detección y corrección automático de outliers (DCAO). En este paso se consideran tres tipos de outliers: aditivo (AO), cambio de nivel (LS) y cambio temporal (TC).
- ❖ RSA = 4. Se realizan los mismos análisis que para RSA = 3 pero añadiendo:
 - Efecto Pascua.
 - Efecto Año Bisiesto.
 - Efecto Día Laboral usando una especificación parsimoniosa de un parámetro (día trabajado / día no trabajado).
- ❖ RSA = 5. Igual que RSA = 4 pero usando para el Efecto Día Laboral una especificación de 6 variables (uno por cada día de la semana comparado con el domingo que se supone festivo).

Además, las configuraciones automáticas asociadas con el parámetro RSA pueden ser modificadas: después de fijar el parámetro RSA, se introducen los parámetros modificados.

En todas las series generadas se aplica el procedimiento automático con la especificación del día laboral más parsimonioso, lo que implica un RSA = 4. Además, se elige la opción MODELSUMM = 1, con lo que se consigue un conjunto de histogramas para las principales características y diagnósticos de los grupos de series tratados (véase Caporello & Maravall, 2004b). Para realizar estos análisis por grupos es necesario que las series que compongan cada uno de estos grupos tengan la misma frecuencia de observaciones, ya que, la distribución asintótica en los gráficos se obtiene promediando los grados de libertad de las series. En cada análisis se presentan cinco tablas y seis gráficos que se detallan en el *Apéndice III*. En ninguno de los casos se eliminan series de acuerdo con el

criterio del 3% de outliers, es decir, se consideran todas las series independientemente del número de outliers. Tras analizar las series de manera detallada y por bloques de cien, se obtienen un total de noventa casos que no se recogen en este trabajo. La decisión de no incluir dichos análisis en el trabajo radica únicamente en la búsqueda de sencillez y/o simplicidad y en la consideración de que en un estudio con tal cantidad de series analizadas, dicha desagregación no aporta excesivamente. Posteriormente, dichos resultados se agregan en bloques de mil atendiendo también a criterios de homogeneidad y comparabilidad, obteniendo nueve casos. Dichos resultados se recogen en el *Apéndice IV*. Por último, a continuación se recogen los resultados globales del experimento de manera que se comparan los tres tipos de modelos y los tres periodos muestrales.

Siguiendo el esquema recogido en los apéndices, en primer lugar se va a analizar los modelos identificados, centrándose en los tres modelos analizados. Dentro de la etapa de modelización, también se comparará el número de parámetros ARMA de dichos modelos. Tras esto, el estudio se centra en lo que constituye el eje central de esta tesis, es decir, la identificación de outliers tanto en valores absolutos como en promedio. El siguiente paso, relacionado con lo anterior, es considerar cuantas series recogen la intervención introducida (outlier de abril de 1998) y si lo hacen correctamente. Por último, se trata de dilucidar como influyen todas las variables anteriores en las propiedades de los modelos y, para ello, se estudian diversos tests estadísticos ofrecidos por el programa.

En las *Tablas 3.2, 3.3, 3.4 y 3.5* se presentan los modelos más representativos identificados (en filas) tanto en valor absoluto como en porcentaje y según el modelo generado (en columnas) y el número de observaciones.

Tabla 3.2. Identificación del modelo según el generado.

Generados	MODELO 1		MODELO 2		MODELO 3	
	Valor	Porcentaje	Valor	Porcentaje	Valor	Porcentaje
(0,1,1)(0,1,1)	2.598	86.6%	1.951	65.0%	2.124	70.8%
(1,1,0)(0,1,1)	161	5.4%	840	28.0%	145	4.8%
(0,1,1)(1,1,0)	0	0.0%	0	0.0%	0	0.0%
OTROS	240	8.0%	209	7.0%	731	24.4%
TOTAL	2.999	100.0%	3.000	100.0%	3.000	100.0%

Fuente: elaboración propia.

Tabla 3.3. Identificación del modelo según el generado 1.

Generado	60		120		300		MODELO 1	
	OBSERVACIONES		OBSERVACIONES		OBSERVACIONES		Valor	Porcentaje
Identificados	Valor	Porcentaje	Valor	Porcentaje	Valor	Porcentaje	Valor	Porcentaje
(0,1,1)(0,1,1)	999	100.0%	769	76.9%	830	83.0%	2.598	86.6%
(1,1,0)(0,1,1)	0	0.0%	95	9.5%	66	6.6%	161	5.4%
(0,1,1)(1,1,0)	0	0.0%	0	0.0%	0	0.0%	0	0.0%
OTROS	0	0.0%	136	13.6%	104	10.4%	240	8.0%
TOTAL	999	100.0%	1.000	100.0%	1.000	100.0%	2.999	100.0%

Fuente: elaboración propia.

Tabla 3.4. Identificación del modelo según el generado 2.

Generado	60		120		300		MODELO 2	
	OBSERVACIONES		OBSERVACIONES		OBSERVACIONES		Valor	Porcentaje
Identificados	Valor	Porcentaje	Valor	Porcentaje	Valor	Porcentaje	Valor	Porcentaje
(0,1,1)(0,1,1)	1.000	100.0%	621	62.1%	330	33.0%	1.951	65.0%
(1,1,0)(0,1,1)	0	0.0%	251	25.1%	589	58.9%	840	28.0%
(0,1,1)(1,1,0)	0	0.0%	0	0.0%	0	0.0%	0	0.0%
OTROS	0	0.0%	128	12.8%	81	8.1%	209	7.0%
TOTAL	1.000	100.0%	1.000	100.0%	1.000	100.0%	3.000	100.0%

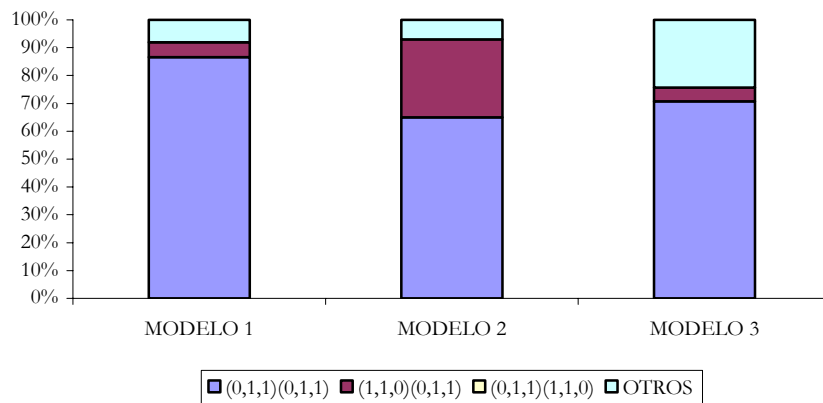
Fuente: elaboración propia.

Tabla 3.5. Identificación del modelo según el generado 3.

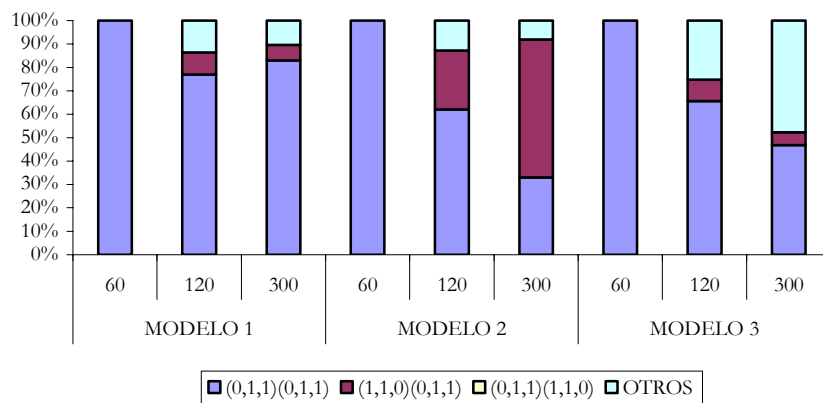
Generado	60		120		300		MODELO 3	
	OBSERVACIONES		OBSERVACIONES		OBSERVACIONES		Valor	Porcentaje
Identificados	Valor	Porcentaje	Valor	Porcentaje	Valor	Porcentaje	Valor	Porcentaje
(0,1,1)(0,1,1)	1.000	100.0%	656	65.6%	468	46.8%	2.124	70.8%
(1,1,0)(0,1,1)	0	0.0%	91	9.1%	54	5.4%	145	4.8%
(0,1,1)(1,1,0)	0	0.0%	0	0.0%	0	0.0%	0	0.0%
OTROS	0	0.0%	253	25.3%	478	47.8%	731	24.4%
TOTAL	1.000	100.0%	1.000	100.0%	1.000	100.0%	3.000	100.0%

Fuente: elaboración propia.

A continuación, vistos los datos de forma numérica, se presentan en forma de gráficos para un mayor contraste de forma que la comparación sea más intuitiva.

Gráfico 3.1. Identificación del modelo según el generado.

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 3.2. Identificación del modelo según el generado y observaciones.

Fuente: elaboración propia.

Lo primero que se puede destacar es que el Modelo 1 o “Modelo de Líneas Aéreas”, es el más representativo en la muestra con diferencia, como cabría esperar, y que, el Modelo 3, es totalmente ignorado. También hay que destacar que en las series cortas o de sesenta observaciones, el programa TSW propone por defecto el “Modelo de Líneas Aéreas”.

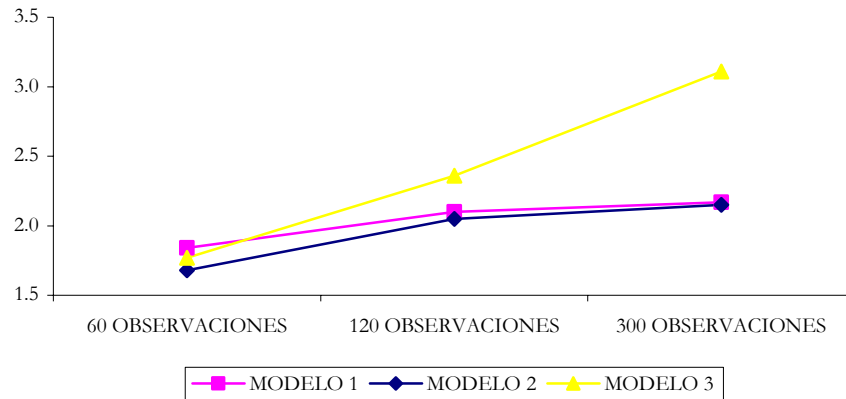
Continuando con la etapa de modelización, en la *Tabla 3.6* y el *Gráfico 3.3* se presentan los resultados que indican el número medio de parámetros de los modelos ARMA por serie.

Tabla 3.6. Número de parámetros ARMA por serie según el modelo generado.

Número de parámetros ARMA por serie	MODELO 1	MODELO 2	MODELO 3
Media	2.0	2.0	2.4
Máx.	6.0	6.0	6.0
Mín.	1.0	1.0	0.0

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 3.3. Número de parámetros ARMA por serie según el modelo generado.



Fuente: elaboración propia.

En este caso, no se presenta la desagregación de los resultados atendiendo al tamaño de la muestra puesto que dicha información se recoge más claramente mediante la representación gráfica.

De la información expuesta se puede afirmar que el número medio de parámetros aumenta cuando aumenta el tamaño muestral.

Ello es lógico puesto que, las series cortas o de sesenta observaciones sólo son modelizadas por el “Modelo de Línea Aéreas”, mientras que el resto de series pueden recoger otros modelos con mayor número de parámetros.

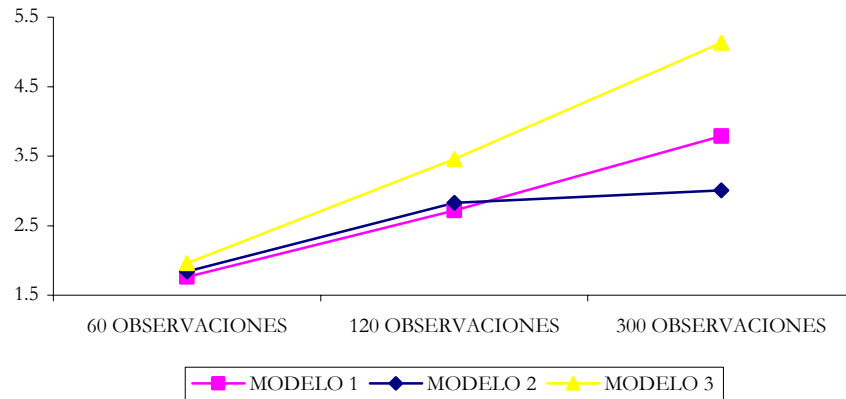
Además, el Modelo 3 con trescientas observaciones es el que más veces es identificado por el “Modelo Otros” y, en dicho epígrafe, el modelo más repetido es el modelo que se corresponde con un $ARIMA(3, 1, 1)(0, 1, 1)_{12}$.

Una vez vista la etapa de modelización, se pasa a la etapa de identificación de outliers, para ello, en la Tabla 3.7 y el Gráfico 3.4, se recoge el número medio de outliers por serie atendiendo al modelo considerado.

Tabla 3.7. Número de outliers por serie según el modelo generado.

Número de outliers por serie	MODELO 1	MODELO 2	MODELO 3
Media	2.8	2.6	3.5
Máx.	30.0	30.0	26.0
Mín.	0.0	0.0	0.0

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 3.4. Número de outliers por serie según el modelo generado.

Fuente: elaboración propia.

El modelo que presenta un menor número de outliers por serie es el Modelo 2, y ello es debido a su relativo buen comportamiento en el caso en el que se trabaja con series largas o de trescientas observaciones.

Por el contrario, el modelo con mayor número de outliers por serie es el Modelo 3, con mayores cifras en todos los tamaños muestrales. Sin embargo, el número máximo de outliers que identifica es ligeramente menor que el de los otros dos modelos.

El Modelo 1 se sitúa muy cerca del Modelo 2, pero empeora en los tamaños muestrales más grandes o de trescientas observaciones. Por tanto, cuanto mayor es el número de observaciones mayor es el número de outliers identificado.

En las *Tablas 3.8, 3.9, 3.10 y 3.11* se presentan los outliers identificados según el tipo (AO, LS, TC) tanto en valor absoluto como en porcentaje y según el modelo propuesto y el número de observaciones.

Tabla 3.8. Número de outliers por serie agrupados según modelo generado.

Número de outliers por serie	MODELO 1		MODELO 2		MODELO 3	
	Valor	Porcentaje	Valor	Porcentaje	Valor	Porcentaje
AO	3.065	37.1%	2.283	29.6%	4.072	38.6%
LS	2.466	29.9%	2.622	34.0%	2.997	28.4%
TC	2.724	33.0%	2.801	36.3%	3.480	33.0%
TOTAL	8.255	100.0%	7.706	100.0%	10.549	100.0%

Fuente: elaboración propia.

Tabla 3.9. Número de outliers por serie agrupados según modelo generado 1.

Número de outliers por serie	60 OBSERVACIONES		120 OBSERVACIONES		300 OBSERVACIONES		MODELO 1	
	Valor	Porcentaje	Valor	Porcentaje	Valor	Porcentaje	Valor	Porcentaje
AO	648	37.0%	963	35.4%	1.454	38.4%	3.065	37.1%
LS	550	31.4%	871	32.0%	1.045	27.6%	2.466	29.9%
TC	551	31.5%	885	32.5%	1.288	34.0%	2.724	33.0%
TOTAL	1.749	100.0%	2.719	100.0%	3.787	100.0%	8.255	100.0%

Fuente: elaboración propia.

Tabla 3.10. Número de outliers por serie agrupados según modelo generado 2.

Número de outliers por serie	60 OBSERVACIONES		120 OBSERVACIONES		300 OBSERVACIONES		MODELO 2	
	Valor	Porcentaje	Valor	Porcentaje	Valor	Porcentaje	Valor	Porcentaje
AO	608	32.8%	804	28.5%	871	28.8%	2.283	29.6%
LS	591	31.9%	977	34.6%	1.054	34.8%	2.622	34.0%
TC	653	35.3%	1.045	37.0%	1.103	36.4%	2.801	36.3%
TOTAL	1.852	100.0%	2.826	100.0%	3.028	100.0%	7.706	100.0%

Fuente: elaboración propia.

Tabla 3.11. Número de outliers por serie agrupados según modelo generado 3.

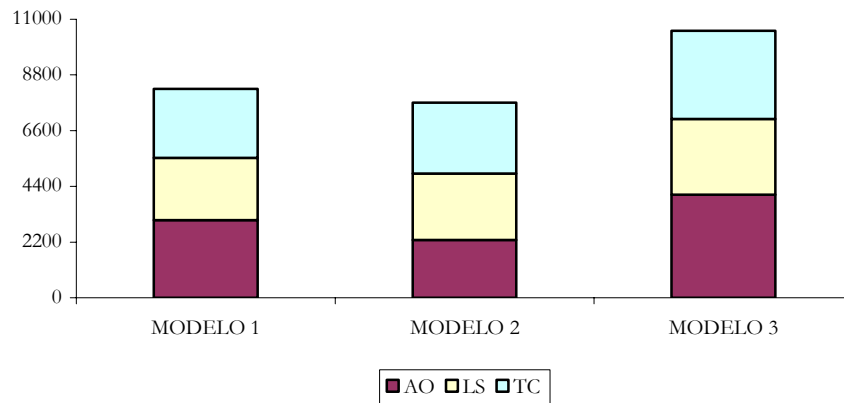
Número de outliers por serie	60 OBSERVACIONES		120 OBSERVACIONES		300 OBSERVACIONES		MODELO 3	
	Valor	Porcentaje	Valor	Porcentaje	Valor	Porcentaje	Valor	Porcentaje
AO	752	38.3%	1.302	37.6%	2.018	39.4%	4.072	38.6%
LS	532	27.1%	1.043	30.1%	1.422	27.7%	2.997	28.4%
TC	679	34.6%	1.116	32.2%	1.685	32.9%	3.480	33.0%
TOTAL	1.963	100.0%	3.461	100.0%	5.125	100.0%	10.549	100.0%

Fuente: elaboración propia.

Como se apuntó, con el número promedio, con el número absoluto de outliers por serie se corrobora que el aumento del número de observaciones trae consigo un aumento del número de outliers. En cuanto a la tipología, es bastante equilibrada entre los tres tipos.

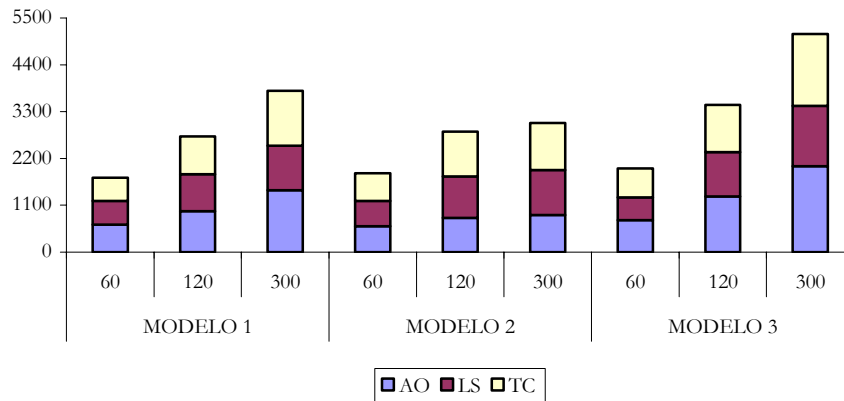
En los *Gráficos 3.5 y 3.6*, se confirma de forma visual el comportamiento de las series en cuanto al número de outliers identificados.

Gráfico 3.5. Número de outliers por serie agrupados según modelo generado.



Fuente: elaboración propia.

Gráfico 3.6. Número de outliers por serie agrupados según número de observaciones.



Fuente: elaboración propia.

Lo que llama la atención es el hecho de que los tres tipos de outliers (AO, LS, TC) presenten un peso muy similar en todos los casos, ello puede ser debido a que al tratarse de datos agregados no se refleja correctamente la influencia de la variable de intervención.

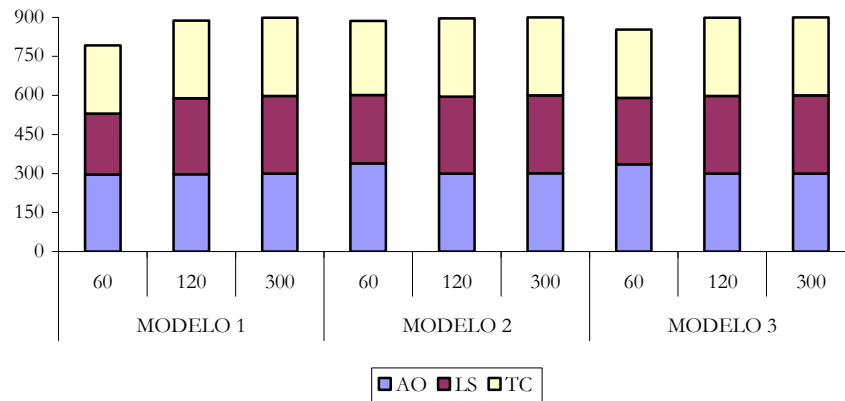
Una vez analizado el número de outliers por serie, lo que se analiza a continuación es el número de outliers que identifican la variable de intervención, es decir, el outlier introducido en la observación abril de 1998.

Tabla 3.12. Número de series que detectan el outlier 04-1998.

Número de outliers por serie	MODELO 1		MODELO 2		MODELO 3	
	Valor	Porcentaje	Valor	Porcentaje	Valor	Porcentaje
Series totales	2.999	100.0%	3.000	100.0%	3.000	100.0%
Series con intervención	2.699	90.0%	2.700	90.0%	2.700	90.0%
Series que detectan el outlier 0498	2.579	95.6%	2.683	99.4%	2.652	98.2%

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 3.7. Número de series que detectan el outlier 04-1998.



Fuente: elaboración propia.

Las series que están afectadas o recogen la intervención suponen el noventa por ciento de las series de cada modelo. De ellas, en todos los modelos, el outlier en cuestión es detectado por, al menos, el noventa y cinco por ciento de las series. Destaca el Modelo 2 que lo identifica en un 99.4 por ciento de las series con intervención mientras que, el Modelo 1 es el que presenta un peor comportamiento con un 95.6 por ciento.

En cuanto al tamaño muestral, cuanto mayor es el número de observaciones mayor es también la detección del outlier en cuestión en todos los modelos considerados (si se quiere el resumen detallado véase el *Apéndice IV*).

Con el fin de estudiar las propiedades estadísticas de los modelos identificados hay que estudiar los tests estadísticos proporcionados y, el principal test usado para elegir un modelo u otro es el Criterio de Información Bayesiana (BIC) que es comentado junto con el resto de criterios en los *Apéndices III y V* y se presenta de forma resumida en la *Tabla 3.13*.

Tabla 3.13. Evolución del BIC según el modelo generado.

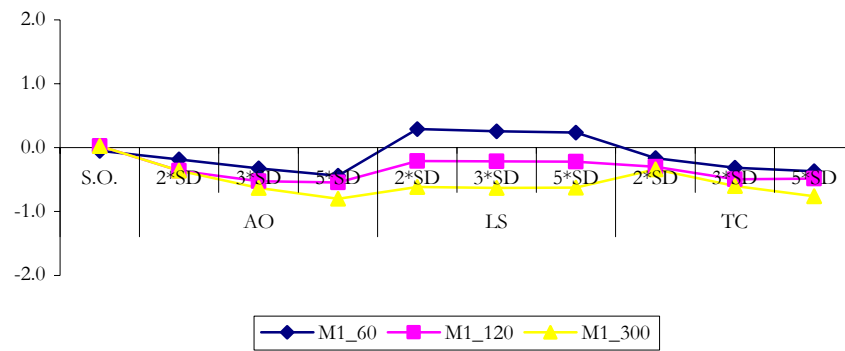
BIC	MODELO 1	MODELO 2	MODELO 3
Media	-0.3	-0.4	-0.4
Máx.	2.8	3.2	4.6
Mín.	-8.0	-8.5	-8.8

Fuente: elaboración propia.

Como se puede comprobar, en general, el nivel medio del BIC es similar en los tres modelos considerados. Además, como se puede observar en los *Gráficos 3.8, 3.9 y 3.10*, en los tres modelos la evolución de dicho criterio es similar. Así, en todos los modelos, los peores valores¹⁷ los presentan las series en las que la variable de intervención se caracteriza como un outlier cambio de nivel (LS). Lo más curioso es que la media del BIC para las series originales o sin intervención es peor que en modelos con intervención excepto para las series temporales de sesenta observaciones y con outlier cambio de nivel. Dicho resultado paradójico podría explicarse por la alta variabilidad encontrada en la medida de este criterio.

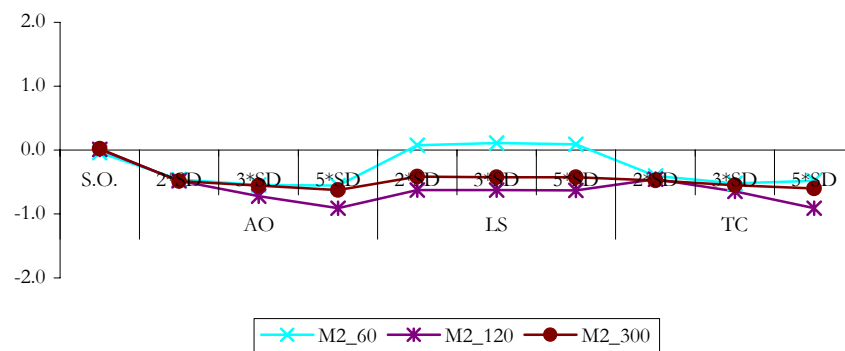
¹⁷ Hay que recordar que en el BIC se buscará siempre el menor valor posible.

Gráfico 3.8. Evolución del BIC para el Modelo 1 generado según el número de observaciones.



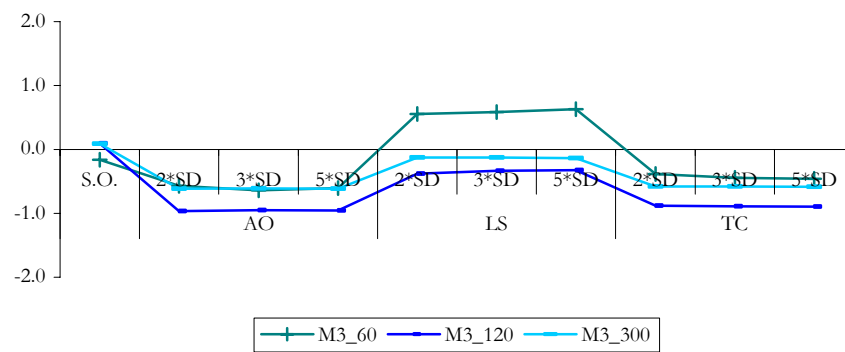
Fuente: elaboración propia.

Gráfico 3.9. Evolución del BIC para el Modelo 2 generado según el número de observaciones.



Fuente: elaboración propia.

Gráfico 3.10. Evolución del BIC para el Modelo 3 generado según número de observaciones.



Fuente: elaboración propia.

El análisis del BIC en sí mismo no es relevante puesto que para dilucidar entre un modelo u otro el TSW, usa dicho criterio y, por tanto, con las especificaciones dadas, el modelo ofrecido por el programa es el mejor posible. Por tanto, será realmente importante para la comparación con los resultados del X12-ARIMA. No obstante, son calculados de distinta manera por lo que habrá que recalculer el BIC del TSW para que sea comparable con el otro en la búsqueda de la comparabilidad y la homogeneidad.

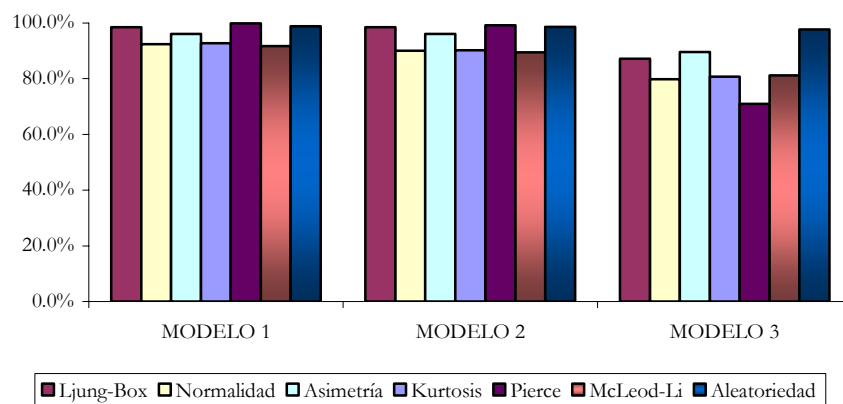
Además del criterio del BIC, el programa TSW nos presenta toda una batería de tests estadísticos con los que evaluar las propiedades del modelo. Todos ellos son comentados en el *Apéndice III* y resumidos en la *Tabla 3.14* y el *Gráfico 3.11*. Lo que se considera es el número y/o porcentaje de series que superan dichos tests estadísticos al 1% de confianza.

Tabla 3.14. Porcentaje de series que superan los tests estadísticos según modelo.

ESTADÍSTICOS	MODELO 1		MODELO 2		MODELO 3	
	Valor	Porcentaje	Valor	Porcentaje	Valor	Porcentaje
Ljung-Box	2.955	98.5%	2.954	98.5%	2.614	87.1%
Normalidad	2.771	92.4%	2.699	90.0%	2.393	79.8%
Asimetría	2.882	96.1%	2.884	96.1%	2.686	89.5%
Kurtosis	2.784	92.8%	2.706	90.2%	2.421	80.7%
Pierce	2.994	99.8%	2.977	99.2%	2.130	71.0%
McLeod-Li	2.753	91.8%	2.682	89.4%	2.436	81.2%
Aleatoriedad	2.964	98.8%	2.958	98.6%	2.930	97.7%

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 3.11. Porcentaje de series que pasan los tests estadísticos según modelo generado.



Fuente: elaboración propia.

El modelo cuyas series presentan un mejor comportamiento estadístico en el conjunto de los tests es el Modelo 1. Por el contrario, las que peor se comportan son las series generadas a través del Modelo 3. No obstante, a nivel global, los tests son superados, incluso en el peor de los modelos, el Modelo 3, por al menos, el 70% de las series, lo cual representa por si mismo un valor alto.

Tabla 3.15. Porcentaje de series que superan los tests estadísticos en el Modelo 1 generado.

MODELO 1	60 OBSERVACIONES		120 OBSERVACIONES		300 OBSERVACIONES	
	Valor	Porcentaje	Valor	Porcentaje	Valor	Porcentaje
Ljung-Box	983	98.4%	994	99.4%	978	97.8%
Normalidad	942	94.3%	954	95.4%	875	87.5%
Asimetría	954	95.5%	983	98.3%	945	94.5%
Kurtosis	950	95.1%	963	96.3%	871	87.1%
Pierce	999	100.0%	995	99.5%	1.000	100.0%
McLeod-Li	986	98.7%	929	92.9%	838	83.8%
Aleatoriedad	992	99.3%	994	99.4%	978	97.8%

Fuente: elaboración propia.

Tabla 3.16. Porcentaje de series que superan los tests estadísticos en el Modelo 2 generado.

MODELO 2	60 OBSERVACIONES		120 OBSERVACIONES		300 OBSERVACIONES	
	Valor	Porcentaje	Valor	Porcentaje	Valor	Porcentaje
Ljung-Box	981	98.1%	997	99.7%	976	97.6%
Normalidad	942	94.2%	936	93.6%	821	82.1%
Asimetría	967	96.7%	985	98.5%	932	93.2%
Kurtosis	950	95.0%	926	92.6%	830	83.0%
Pierce	1.000	100.0%	980	98.0%	997	99.7%
McLeod-Li	976	97.6%	917	91.7%	789	78.9%
Aleatoriedad	993	99.3%	994	99.4%	971	97.1%

Fuente: elaboración propia.

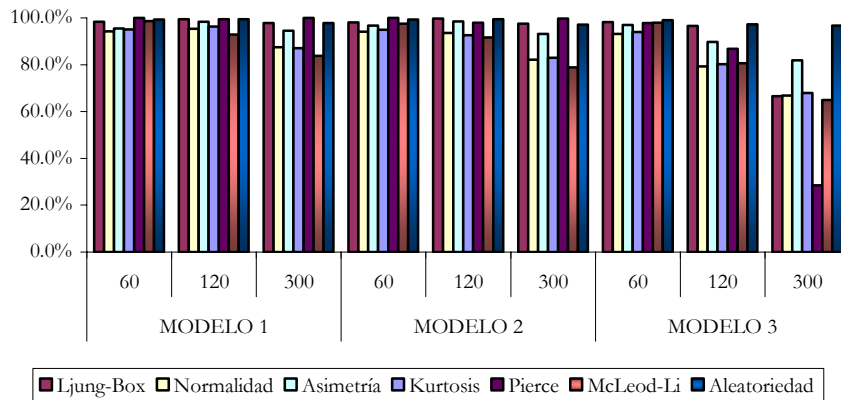
Tabla 3.17. Porcentaje de series que superan los tests estadísticos en el Modelo 3 generado.

MODELO 3	60 OBSERVACIONES		120 OBSERVACIONES		300 OBSERVACIONES	
	Valor	Porcentaje	Valor	Porcentaje	Valor	Porcentaje
Ljung-Box	982	98.2%	966	96.6%	666	66.6%
Normalidad	932	93.2%	792	79.2%	669	66.9%
Asimetría	970	97.0%	897	89.7%	819	81.9%
Kurtosis	940	94.0%	802	80.2%	679	67.9%
Pierce	978	97.8%	867	86.7%	285	28.5%
McLeod-Li	980	98.0%	806	80.6%	650	65.0%
Aleatoriedad	990	99.0%	973	97.3%	967	96.7%

Fuente: elaboración propia.

Como se puede observar en las *Tablas 3.15, 3.16 y 3.17* y el *Gráfico 3.12*, a medida que aumentan el número de observaciones los tests estadísticos empeoran, en algunos casos notablemente. Así, el Modelo 3 con trescientas observaciones, que es el que peor se comporta, muestra valores que fluctúan desde un modesto 28.5 por ciento para el test de Pierce a un 96.7 por ciento para el test de Aleatoriedad. Por tanto, nos encontramos con un gran abanico de resultados que habría que analizar de manera más desagregada (para ello véase el *Apéndice IV*).

Gráfico 3.12. Porcentaje de series que superan los tests estadísticos según observaciones.



Fuente: elaboración propia.

A la luz de los resultados recogidos tanto en el *Apéndice IV* como en el presente epígrafe, se pueden extraer los siguientes resultados generales:

- ❖ Las series generadas siguiendo el Modelo 1, es decir, el “Modelo de Líneas Aéreas” son las que presentan un mejor comportamiento estadístico.
- ❖ Por el contrario, las series generadas siguiendo el Modelo 3 son las que presentan un peor comportamiento estadístico.
- ❖ Teniendo en cuenta el tamaño muestral, las series más cortas o de sesenta observaciones son las que se comportan mejor.
- ❖ Por el contrario, las series más largas, es decir, las de trescientas observaciones son las que presentan mayor variabilidad.
- ❖ A medida que se aumenta el tamaño de la muestra, las series identifican más el outlier introducido y además, lo identifican según el tipo introducido “a priori”.
- ❖ En general, las series que peor se comportan son aquellas en las que se introduce un outlier del tipo cambio de nivel (LS) y ello debido a que su efecto es permanente.
- ❖ Para cada tamaño muestral los problemas se dan en los siguientes tests:

- En las series cortas o de sesenta observaciones, los tests que fallan son los de Normalidad, Asimetría y Kurtosis. No obstante, incluso en el Modelo 3, presenta resultados por encima del ochenta por ciento.
 - En las series intermedias o de ciento veinte observaciones, a estos se añade el test de McLeod-Li. En los dos primeros modelos se sitúa en valores en torno al ochenta u ochenta y cinco por ciento, mientras que, en el Modelo 3 baja hasta el cincuenta por ciento.
 - Para las series largas o de trescientas observaciones, estos porcentajes bajan hasta el cincuenta, sesenta por ciento. Para el Modelo 3 además, se debe de incluir el test de McLeod-Li.
- ❖ Por tanto, a medida que nos movemos en la *Tabla 3.18* hacia la derecha y/o hacia abajo, el comportamiento estadístico de los modelos empeora no así la identificación del modelo generado excepto en el Modelo 3 generado.

Tabla 3.18. Evolución de los tests estadísticos.

MODELO	NÚMERO DE OBSERVACIONES		
	60	120	300
1	MEJOR		
2			
3			PEOR

Fuente: elaboración propia.

- ❖ Por contra, a medida que nos movemos en la *Tabla 3.19* hacia la derecha la detección de la variable de intervención correspondiente al outlier abril de 1998 mejora y, además, mejora la identificación del tipo de outlier en cuestión introducido:

Tabla 3.19. Evolución de la detección del outlier 04-1998.

MODELO	NÚMERO DE OBSERVACIONES		
	60	120	300
Todos los modelos	PEOR		MEJOR

Fuente: elaboración propia.

3.3.Resultados X12-ARIMA.

En este caso las nueve mil series generadas se van a analizar de manera individualizada para posteriormente agregarlas en grupos de cien atendiendo a la presencia o no de intervención y su intensidad, por lo que se van a realizar noventa análisis que no se recogen aquí. El procedimiento seguirá las siguientes especificaciones (véase U.S. Census Bureau, 2000):

- ❖ Método X11 aditivo.
- ❖ Filtro de Henderson: X12 por defecto.
- ❖ Filtro estacional: X12 por defecto.
- ❖ No transformación de datos.
- ❖ En cuanto a selección del modelo: seleccionar del archivo y seleccionar el mejor, siendo el mejor por defecto el “Modelo de Líneas aéreas”. En caso de no admitir ninguno de los modelos del archivo¹⁸ la serie es rechazada.
- ❖ En otros diagnósticos se selecciona: diagnósticos residuales, detección de outliers¹⁹ y gráficos espectrales. En el caso en que una serie identifique el mismo outlier por duplicado, es decir, con dos tipos, la serie es analizada con el método de detección de outliers addall. Si aún así se mantiene la situación, la serie es rechazada.
- ❖ En opciones de ajuste: ajuste en paso ARIMA, con la especificación del día laboral más parsimoniosa y el efecto Pascua con una duración de seis días que es el que tiene por defecto el TSW, para adaptarlo al caso español.

En cada análisis se presentan cinco tablas que se detallan en el *Apéndice V*. En la elaboración de las tablas se ha buscado la homogeneidad con el apartado anterior. Las series rechazadas son recogidas en el *Apéndice VI*. Tras analizar las series de manera detallada y por bloques de cien, se han agregado los resultados en bloques de mil atendiendo también a criterios de homogeneidad y comparabilidad. Por tanto, lo que se compara en cada uno de los nueve análisis resultantes son los resultados obtenidos para cada modelo atendiendo a la longitud de la serie y se recogen de manera detallada en el *Apéndice VII*. Finalmente, a continuación se recogen los resultados globales del experimento de manera que se comparan los tres tipos de modelos y los tres periodos muestrales.

¹⁸ A los modelos que vienen en el archivo se les han incluido los modelos 2 y 3 que se recogen en el apartado anterior así como el modelo ARIMA(3, 1, 1)(0, 1, 1)₁₂. Este último por ser identificado gran número de veces por el TSW.

¹⁹ El programa X12-ARIMA usa por defecto el método addone. Como quiera que por diversas razones son rechazadas 468 series, se aplica a dichas series el método addall con lo que las series rechazadas se reducen a 409.

En las *Tablas 3.20, 3.21, 3.22 y 3.23* se presentan los modelos más representativos identificados tanto en valor absoluto como en porcentaje y según el modelo propuesto y el número de observaciones.

Tabla 3.20. Identificación del modelo según el generado.

Generados	MODELO 1		MODELO 2		MODELO 3	
	Valor	Porcentaje	Valor	Porcentaje	Valor	Porcentaje
(0,1,1)(0,1,1)	1.386	47.5%	1.327	45.9%	796	28.6%
(1,1,0)(0,1,1)	323	11.1%	306	10.6%	199	7.1%
(0,1,1)(1,1,0)	234	8.0%	269	9.3%	1.039	37.3%
OTROS	976	33.4%	986	34.1%	750	26.9%
<i>TOTAL</i>	2.919	100.0%	2.888	100.0%	2.784	100.0%

Fuente: elaboración propia.

Tabla 3.21. Identificación del modelo según la ecuación de generación 1.

Generado	60		120		300		MODELO 1	
	Valor	Porcentaje	Valor	Porcentaje	Valor	Porcentaje	Valor	Porcentaje
(0,1,1)(0,1,1)	740	76.1%	422	42.6%	224	23.4%	1.386	47.5%
(1,1,0)(0,1,1)	80	8.2%	112	11.3%	131	13.7%	323	11.1%
(0,1,1)(1,1,0)	0	0.0%	119	12.0%	115	12.0%	234	8.0%
OTROS	152	15.6%	337	34.0%	487	50.9%	976	33.4%
<i>TOTAL</i>	972	100.0%	990	100.0%	957	100.0%	2.919	100.0%

Fuente: elaboración propia.

Tabla 3.22. Identificación del modelo según la ecuación de generación 2.

Generado	60		120		300		MODELO 2	
	Valor	Porcentaje	Valor	Porcentaje	Valor	Porcentaje	Valor	Porcentaje
(0,1,1)(0,1,1)	734	76.5%	339	34.9%	254	26.5%	1.327	45.9%
(1,1,0)(0,1,1)	79	8.2%	125	12.9%	102	10.6%	306	10.6%
(0,1,1)(1,1,0)	0	0.0%	121	12.5%	148	15.4%	269	9.3%
OTROS	146	15.2%	385	39.7%	455	47.4%	986	34.1%
<i>TOTAL</i>	959	100.0%	970	100.0%	959	100.0%	2.888	100.0%

Fuente: elaboración propia.

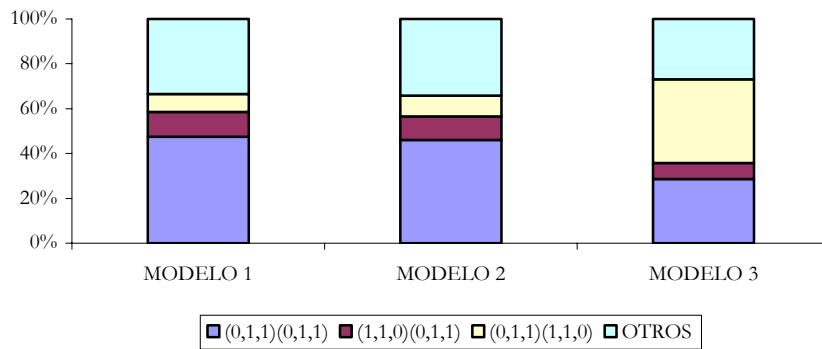
Tabla 3.23. Identificación del modelo según la ecuación de generación 3.

Generado	60		120		300		MODELO 3	
	OBSERVACIONES	OBSERVACIONES	OBSERVACIONES	OBSERVACIONES	OBSERVACIONES	OBSERVACIONES	Valor	Porcentaje
(0,1,1)(0,1,1)	580	59.8%	133	14.0%	83	9.6%	796	28.6%
(1,1,0)(0,1,1)	124	12.8%	43	4.5%	32	3.7%	199	7.1%
(0,1,1)(1,1,0)	0	0.0%	423	44.5%	616	71.3%	1.039	37.3%
OTROS	266	27.4%	351	36.9%	133	15.4%	750	26.9%
TOTAL	970	100.0%	950	100.0%	864	100.0%	2.784	100.0%

Fuente: elaboración propia.

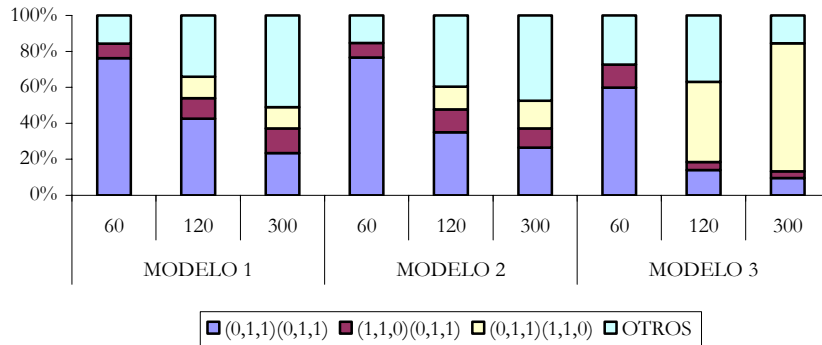
A continuación, vistos los datos de forma numérica, se presentan en los Gráficos 3.13 y 3.14 para un mayor contraste de forma que la comparación sea más intuitiva.

Gráfico 3.13. Modelos identificados agrupados según el modelo generado.



Fuente: elaboración propia.

Gráfico 3.14. Modelos identificados agrupados según el modelo generado y observaciones.



Fuente: elaboración propia.

Lo primero que se puede destacar es que el Modelo 1 o “Modelo de Líneas Aéreas”, es el más representativo en la muestra, sobre todo, en las series cortas o de sesenta observaciones. El “Modelo Otros” sería el siguiente más representativo seguido del Modelo 3 que aparece en las series largas, sobre todo, cuando el modelo propuesto es el susodicho.

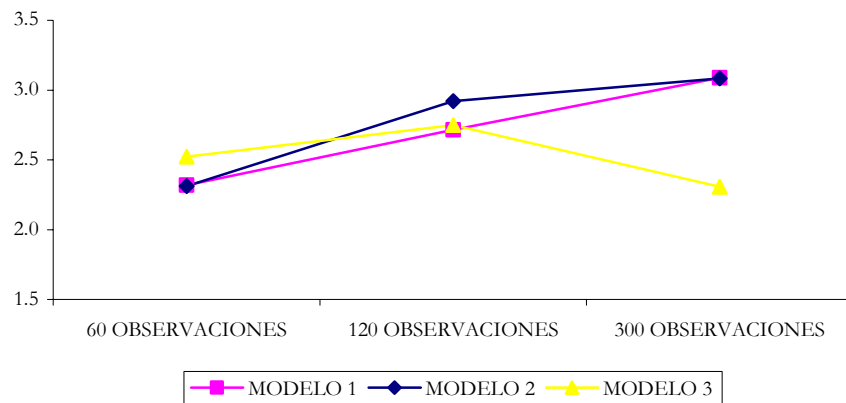
Continuando con la etapa de modelización, se presentan seguidamente los resultados que indican el número medio de parámetros ARMA por serie.

Tabla 3.24. Número de parámetros ARMA por serie según el modelo generado.

Número de parámetros ARMA por serie	MODELO 1	MODELO 2	MODELO 3
Media	2.7	2.8	2.5
Máx.	5.0	5.0	5.0
Mín.	2.0	2.0	2.0

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 3.15. Número de parámetros ARMA por serie según el modelo generado.



Fuente: elaboración propia.

En este caso, no se presenta la desagregación atendiendo al tamaño de la muestra porque dicha información se recoge más claramente a través de su representación gráfica. De la información expuesta se puede afirmar que el número medio de parámetros aumenta cuando aumenta el número de observaciones de la muestra. Ello es lógico puesto que, las series cortas o de sesenta observaciones son modelizadas mayoritariamente por el “Modelo de Línea Aéreas”, mientras que el resto de series pueden recoger otros modelos con mayor número de parámetros.

Además, el Modelo 3 con trescientas observaciones es el que menor número de parámetros ARMA por serie presenta. Ello es debido a que el modelo más representativo es el propio Modelo 3, mientras que el Modelo identificado como “Otros” y, cuyo proceso más repetido es el modelo que se corresponde con un $ARIMA(3, 1, 1)(0, 1, 1)_{12}$, presenta menor peso en este caso y mayor en el resto de modelos y/o periodos muestrales.

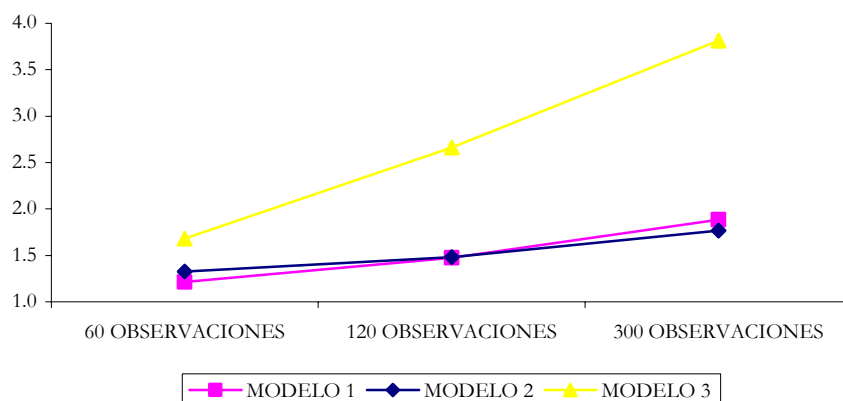
Una vez vista la etapa de modelización, se pasa a la etapa de identificación de outliers, para ello, a continuación, se recoge el número medio de outliers por serie atendiendo al modelo considerado.

Tabla 3.25. Número de outliers por serie según el modelo generado.

Número de outliers por serie	MODELO 1	MODELO 2	MODELO 3
Media	1.5	1.5	2.7
Máx.	9.0	14.0	15.0
Mín.	0.0	0.0	0.0

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 3.16. Número de outliers por serie según el modelo generado.



Fuente: elaboración propia.

El modelo con mayor número de outliers por serie es el Modelo 3, con mayor número medio de outliers en todos los tamaños muestrales. Además, el número máximo de outliers que identifica es ligeramente superior que el de los otros dos modelos.

El Modelo 1 se sitúa muy cerca del Modelo 2, en todos los tamaños muestras y, a su vez, se distancian mucho del Modelo 3, sobre todo, en los periodos muestrales más largos, es decir, de ciento veinte y trescientas

observaciones. Por tanto, cuanto mayor es el número de observaciones mayor es el número de outliers identificado.

En las *Tablas 3.26, 3.27, 3.28 y 3.29* se presentan los outliers identificados según el tipo (AO, LS, TC) tanto en valor absoluto como en porcentaje y según el modelo propuesto y el número de observaciones.

Tabla 3.26. Número de outliers por serie agrupados según el modelo generado.

Número de outliers por serie	MODELO 1		MODELO 2		MODELO 3	
	Valor	Porcentaje	Valor	Porcentaje	Valor	Porcentaje
AO	1.449	32.8%	1.276	29.2%	2.666	38.6%
LS	1.324	29.9%	1.360	31.1%	1.818	26.3%
TC	1.649	37.3%	1.738	39.7%	2.421	35.1%
<i>TOTAL</i>	4.422	100.0%	4.374	100.0%	6.905	100.0%

Fuente: elaboración propia.

Tabla 3.27. Número de outliers por serie identificados para el Modelo 1 generado.

Número de outliers por serie	60 OBSERVACIONES		120 OBSERVACIONES		300 OBSERVACIONES		MODELO 1	
	Valor	Porcentaje	Valor	Porcentaje	Valor	Porcentaje	Valor	Porcentaje
AO	414	35.4%	463	31.8%	572	31.8%	1.449	32.8%
LS	368	31.5%	441	30.3%	515	28.7%	1.324	29.9%
TC	388	33.2%	552	37.9%	709	39.5%	1.649	37.3%
<i>TOTAL</i>	1.170	100.0%	1.456	100.0%	1.796	100.0%	4.422	100.0%

Fuente: elaboración propia.

Tabla 3.28. Número de outliers por serie identificados para el Modelo 2 generado.

Número de outliers por serie	60 OBSERVACIONES		120 OBSERVACIONES		300 OBSERVACIONES		MODELO 2	
	Valor	Porcentaje	Valor	Porcentaje	Valor	Porcentaje	Valor	Porcentaje
AO	384	30.4%	422	29.6%	470	27.9%	1.276	29.2%
LS	436	34.5%	393	27.6%	531	31.5%	1.360	31.1%
TC	443	35.1%	611	42.8%	684	40.6%	1.738	39.7%
<i>TOTAL</i>	1.263	100.0%	1.426	100.0%	1.685	100.0%	4.374	100.0%

Fuente: elaboración propia.

Tabla 3.29. Número de outliers por serie identificados para el Modelo 3 generado.

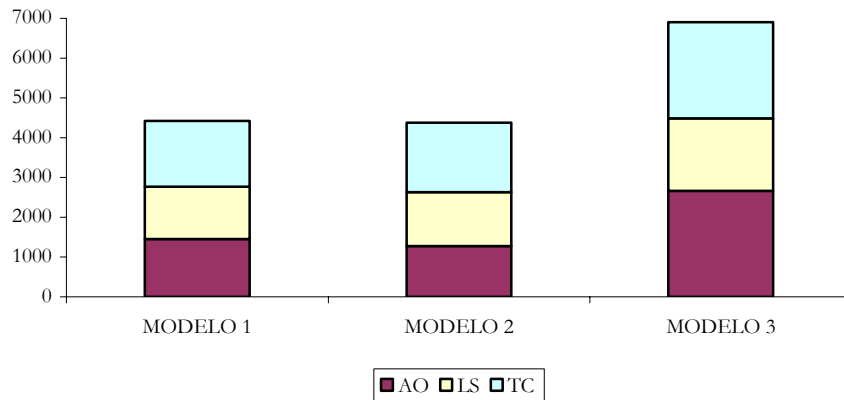
Número de outliers por serie	60 OBSERVACIONES		120 OBSERVACIONES		300 OBSERVACIONES		MODELO 3	
	Valor	Porcentaje	Valor	Porcentaje	Valor	Porcentaje	Valor	Porcentaje
AO	527	32.6%	901	37.3%	1.238	43.2%	2.666	38.6%
LS	480	29.6%	658	27.2%	680	23.7%	1.818	26.3%
TC	612	37.8%	859	35.5%	950	33.1%	2.421	35.1%
TOTAL	1.619	100.0%	2.418	100.0%	2.868	100.0%	6.905	100.0%

Fuente: elaboración propia.

Como se apuntó, con el número promedio, con el número absoluto de outliers por serie se corrobora que el aumento del número de observaciones trae consigo un aumento del número de outliers. En cuanto a la tipología, es bastante equilibrada entre los tres tipos cuando se consideran series cortas o de sesenta observaciones. Para las series de tamaño muestral de ciento veinte y trescientas observaciones, los Modelos 1 y 2 muestran un sesgo positivo hacia los outliers del tipo TC. Por su parte, el Modelo 3 para los mismos tamaños muestrales presenta un sesgo positivo hacia los outliers del tipo AO.

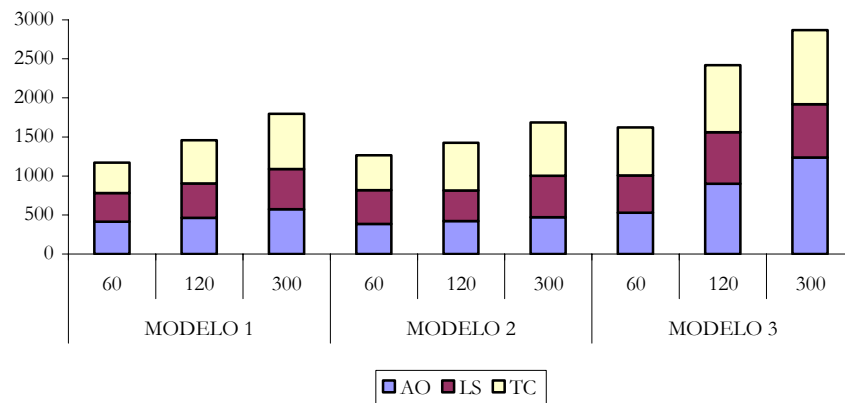
En los Gráficos 3.17 y 3.18, se confirma de forma visual el comportamiento de las series en cuanto al número de outliers identificados.

Gráfico 3.17. Número de outliers por serie agrupados según el modelo generado.



Fuente: elaboración propia.

Gráfico 3.18. Número de outliers por serie agrupados según número de observaciones.



Fuente: elaboración propia.

Una vez analizado el número de outliers por serie, lo que se analiza en la *Tabla 3.30* y el *Gráfico 3.19* es el número de outliers que identifican la variable de intervención, es decir, el outlier introducido en la observación abril de 1998.

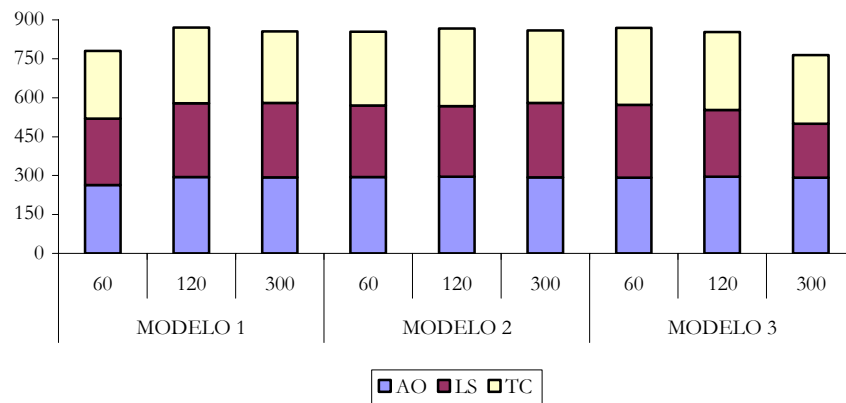
Tabla 3.30. Número de series que detectan el outlier 04-1998.

Número de outliers por serie	MODELO 1		MODELO 2		MODELO 3	
	Valor	Porcentaje	Valor	Porcentaje	Valor	Porcentaje
Series totales ²⁰	2.919	100.0%	2.888	100.0%	2.784	100.0%
Series con intervención	2.621	89.8%	2.589	89.6%	2.488	89.4%
Series que detectan el outlier 04-1998	2.508	95.7%	2.580	99.7%	2.486	99.9%

Fuente: elaboración propia.

²⁰ Series totales que no son rechazadas (véase *Apéndice VI*).

Gráfico 3.19. Número de series que detectan el outlier 04-1998.



Fuente: elaboración propia.

Las series que están afectadas o recogen la intervención suponen en torno al noventa por ciento de las series de cada modelo. De ellas, en todos los modelos, el outlier en cuestión es detectado por, al menos, el noventa y cinco por ciento de las series. Destaca el Modelo 3 que lo identifica en un 99.9 por ciento de las series con intervención mientras que, el Modelo 1 es el que presenta un peor comportamiento con un 95.7 por ciento.

En cuanto al tamaño muestral, cuanto mayor es el número de observaciones mayor es también la detección del outlier en cuestión en todos los modelos considerados (el resumen detallado se presenta en el *Apéndice VII*).

Con el fin de estudiar las propiedades estadísticas de los modelos identificados hay que estudiar los tests estadísticos proporcionados y, el principal test usado para elegir un modelo u otro es el Criterio de Información Bayesiano (BIC) que es comentado junto con el resto de criterios en los *Apéndices III y V*.

Tabla 3.31. Evolución del BIC según el modelo generado.

BIC	MODELO 1	MODELO 2	MODELO 3
Media	458.5	459.9	465.9
Máx.	972.4	1.004.3	1.077.2
Mín.	111.9	116.0	111.0

Fuente: elaboración propia.

Como se puede comprobar en la *Tabla 3.31*, en general, el nivel medio del BIC presenta valores similares en los tres modelos considerados. Además, como se puede observar en los *Gráficos 3.20, 3.21 y 3.22*, en los tres modelos la

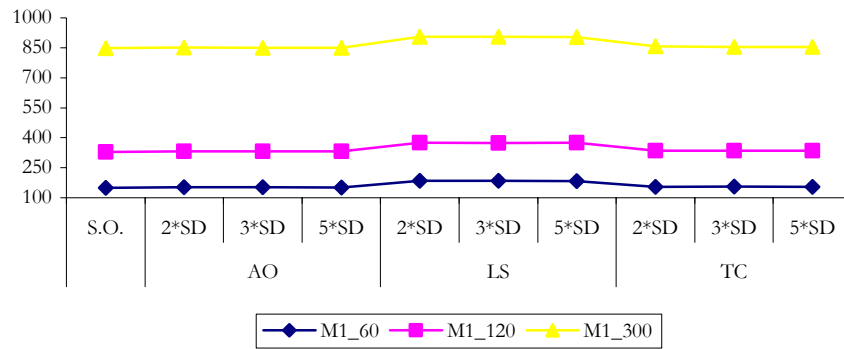
evolución de dicho criterio es similar. Así, en todos los modelos, los peores valores²¹ los presentan las series en las que la variable de intervención se caracteriza como un outlier cambio de nivel (LS). A medida que aumenta el número de observaciones el BIC también empeora en todos los modelos mostrando resultados comparables en todos ellos.

El análisis del BIC en sí mismo no es relevante pero será realmente importante para la comparación con los resultados proporcionados por el TSW.

Además del criterio del BIC, el programa X12 presenta toda una batería de tests estadísticos con los que evaluar las propiedades del modelo como el logaritmo de la función de verosimilitud (L), AIC, AICC y HQ (*véase Apéndice V*). En el *Apéndice VII* se recogen dichos estadísticos así como sus transformaciones.

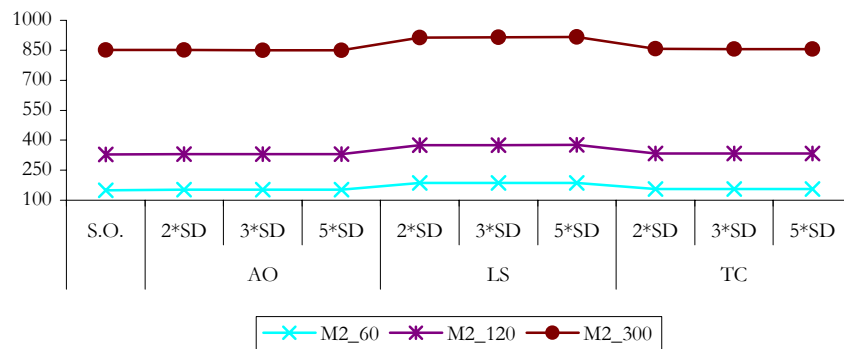
²¹ Hay que recordar que en el BIC se buscará siempre el menor valor posible.

Gráfico 3.20. Evolución del BIC para el Modelo 1 generado por número de observaciones.



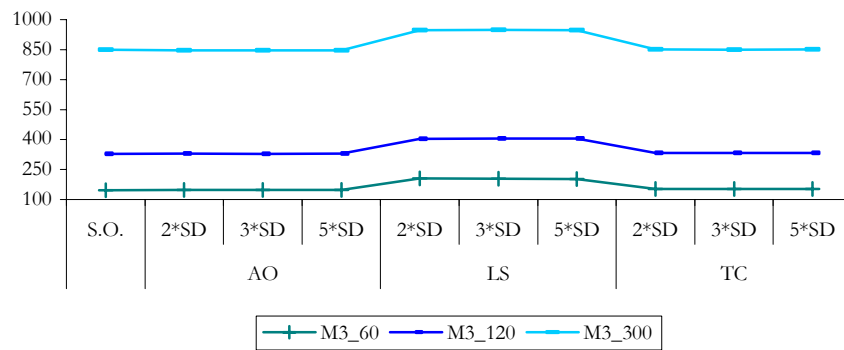
Fuente: elaboración propia.

Gráfico 3.21. Evolución del BIC para el Modelo 2 generado por número de observaciones.



Fuente: elaboración propia.

Gráfico 3.22. Evolución del BIC para el Modelo 3 generado por número de observaciones.



Fuente: elaboración propia.

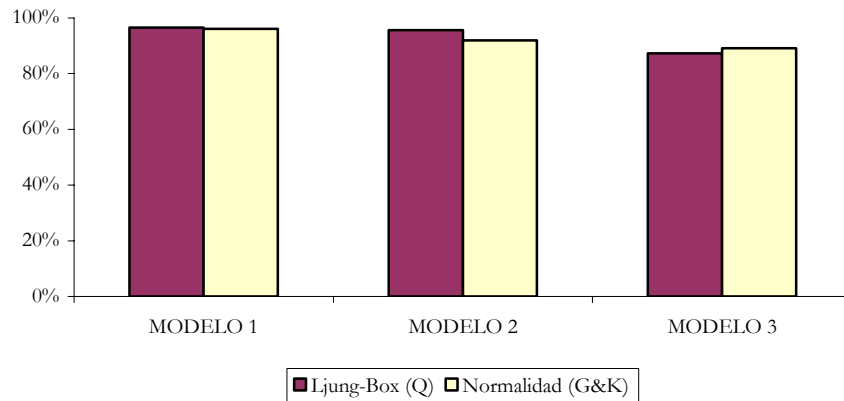
Seguidamente se estudia el número y/o porcentaje de series que superan los tests estadísticos Q de Ljung-Box de autocorrelación residual, y el test Geary y Kurtosis (G&K) de Normalidad al 1% de confianza (véase *Apéndice IV*). El test de Kurtosis no puede ser calculado para tamaños muestrales de sesenta observaciones, por tanto, el valor considerado es únicamente el del test Geary. Por el contrario, para los tamaños muestrales de ciento veinte y trescientas observaciones se considera que superan el test de normalidad aquellas series que no presentan valores significativos de ninguno de ellos, ya que, si cualquiera de los dos proporciona un valor significativo existe la posibilidad de que los residuos violen los supuestos de normalidad.

Tabla 3.32. Porcentaje de series que superan los tests estadísticos según el modelo generado.

ESTADÍSTICOS	MODELO 1		MODELO 2		MODELO 3	
	Valor	Porcentaje	Valor	Porcentaje	Valor	Porcentaje
Ljung-Box (Q)	2.819	96.6%	2.762	95.6%	2.431	87.3%
Normalidad (G&K)	2.804	96.1%	2.655	91.9%	2.482	89.2%

Fuente: elaboración propia.

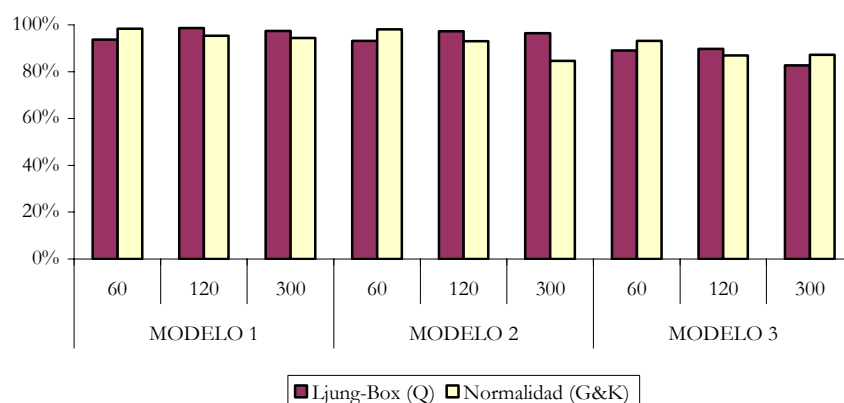
Gráfico 3.23. Porcentaje de series que superan los tests estadísticos según el modelo generado.



Fuente: elaboración propia.

El Modelo cuyas series presentan un mejor comportamiento estadístico en el conjunto de los tests es el Modelo 1. Por el contrario, las que peor se comportan son las series del Modelo 3. Así pues, el test de Ljung-Box de autocorrelación varía entre el 96.6% y el 87.3% mientras que, el test G&K combinado de normalidad fluctúan entre el 96.1% y el 89.2%.

Gráfico 3.24. Porcentaje de series que superan los tests estadísticos por observaciones.



Fuente: elaboración propia.

Como se puede ver en el Cuadro 3.32 y los Gráficos 3.23 y 3.24, a medida que aumentan el número de observaciones los tests estadísticos empeoran, en algunos casos notablemente. Para analizar los resultados de manera más desagregada, véase Apéndice VII.

A la luz de los resultados recogidos tanto en los Apéndices V a VII como en el presente epígrafe, se pueden extraer los siguientes resultados generales:

- ❖ Cuando se utiliza el programa X12 se rechazan en total 409 series lo que supone un 4.5 por ciento del total de las series. De ellas, casi la mitad corresponden al Modelo 3. Además, en conjunto los modelos que más series rechazan son aquellos en los que se introduce un outlier del tipo cambio en nivel.
- ❖ Las series generadas siguiendo el Modelo 1, es decir, el “Modelo de Líneas Aéreas” son las que presentan un mejor comportamiento estadístico.
- ❖ Por el contrario, las series generadas siguiendo el Modelo 3 son las que presentan un peor comportamiento estadístico.
- ❖ Teniendo en cuenta el tamaño muestral, las series más cortas o de sesenta observaciones son las que se comportan mejor.
- ❖ Por el contrario, las series más largas, es decir, las de trescientas observaciones son las que presentan mayor variabilidad en cuanto al comportamiento de sus estadísticos en la validación.
- ❖ A medida que se aumenta el tamaño de la muestra, las series identifican más el outlier introducido como variable de intervención en abril de 1998 y además, lo identifican de acuerdo con el tipo propuesto.
- ❖ En general, las series que peor se comportan son aquellas en las que se introduce un outlier del tipo LS y ello debido a que su efecto es permanente.

Ello se comprueba en el empeoramiento de los tests de Geary y Kurtosis que en estos casos muestran sus peores resultados.

- ❖ Por el contrario, las series que mejor se comportan son las series en las que se introduce un outlier del tipo AO.
- ❖ Las series en las que se introduce un outlier TC son las que presentan un comportamiento intermedio en todos los estadísticos.
- ❖ Mención aparte merece el comportamiento del estadístico Q de Ljung-Box que muestra una gran variabilidad en todo el Modelo 2 y en los Modelos 1 y 3, en los tamaños muestrales cortos o de sesenta observaciones.
- ❖ Por tanto, a medida que nos movemos en la *Tabla 3.33* hacia la derecha y/o hacia abajo, los resultados empeoran al igual que lo que ocurre en el caso de que el análisis se realice con el TSW.

Tabla 3.33. Evolución de los modelos.

MODELO	NÚMERO DE OBSERVACIONES		
	60	120	300
1	MEJOR		
2			
3			PEOR

Fuente: elaboración propia.

- ❖ Por contra, a medida que nos movemos en la *Tabla 3.34* hacia la derecha la detección de la variable de intervención correspondiente al outlier abril de 1998 mejora y, además, mejora la identificación del tipo de outlier en cuestión introducido:

Tabla 3.34. Evolución de la detección del outlier 04-1998.

MODELO	NÚMERO DE OBSERVACIONES		
	60	120	300
Todos los modelos	PEOR		MEJOR

Fuente: elaboración propia.

3.4. Comparación de resultados.

A continuación se comparan los resultados obtenidos a través de los dos programas de una forma global agregando la totalidad de las series consideradas. Como en los casos anteriores, también se ha realizado la comparación en bloques por modelos y número de observaciones. Todos estos resultados se pueden ver en el *Apéndice IX*.

En primer lugar, lo que podemos ver es que el programa TSW sólo rechaza una serie, mientras que el programa X12 rechaza un total de 409, lo que supone un 4.5 por ciento de las series totales. Este es un número que, en principio, parece pequeño pero hay que tener en cuenta que varía en función del modelo y, sobre todo, del número de observaciones (véase el *Apéndice VI*). Así, más de la mitad, lo son por el Modelo 3.

En segundo lugar, hay que destacar que el modelo más identificado por ambos programas es el “Modelo de Líneas Aéreas” que se corresponde con el Modelo 1 propuesto en este estudio. No obstante, la importancia de dicho modelo varía del 74.2 por ciento del TSW al 40.8 por ciento del X12. Esto es debido, en gran medida, a que en las series cortas o de sesenta observaciones, el programa TSW utiliza dicho modelo por defecto. En dichas series también es el modelo más representativo en X12.

El segundo modelo más representativo es el que engloba a “Otros” y donde destaca en ambos casos el modelo ARIMA(3, 1, 1)(0, 1, 1)₁₂, de ahí el mayor número de parámetros.

El modelo que se corresponde con el Modelo 3 de este estudio es sistemáticamente olvidado por el TSW mientras que en el X12 representa un 17.9 por ciento, sobre todo, con presencia en el Modelo 3 y en las series largas o de trescientas observaciones.

Tabla 3.35. Modelos identificados.

MODELOS	Valor absoluto		Porcentaje	
	TSW	X12	TSW	X12
Modelo 1 = (0,1,1)(0,1,1)	6.673	3.509	74.2%	40.8%
Modelo 2 = (1,1,0)(0,1,1)	1.146	828	12.7%	9.6%
Modelo 3 = (0,1,1)(1,1,0)	0	1.542	0.0%	17.9%
Modelo “Otros”	1.180	2.712	13.1%	31.6%
<i>TOTAL</i>	8.999	8.591	100.0%	100.0%

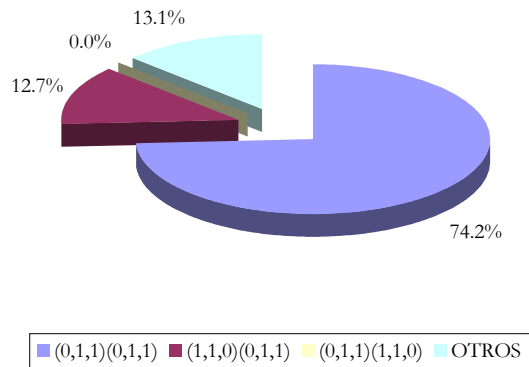
Fuente: elaboración propia.

Tabla 3.36. Número de parámetros ARMA por serie según el modelo generado.

Número de parámetros ARMA por serie	TSW	X12
Media	2.1	2.7
Máx.	6.0	5.0
Mín.	0.0	2.0

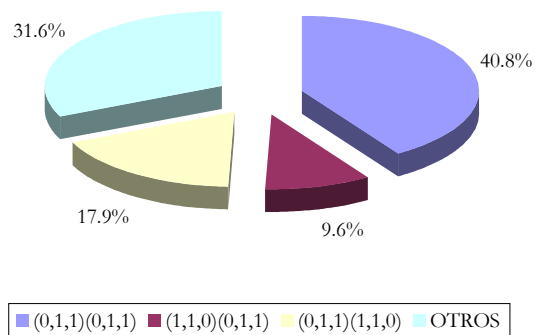
Fuente: elaboración propia.

Gráfico 3.25. Modelos identificados por TSW.



Fuente: elaboración propia.

Gráfico 3.26. Modelos identificados por X12.



Fuente: elaboración propia.

Una vez superada la etapa de modelización, se pasa a la etapa de identificación de outliers, para ello, a continuación, se recoge el número medio de

outliers por serie. Como se puede comprobar en la *Tabla 3.37* el modelo TSW identifica, por término medio, un outlier más por serie. Además, el número máximo de outliers duplica el de X12.

Tabla 3.37. Número de outliers por serie.

Número de outliers por serie	TSW	X12
Media	2.9	1.9
Máx.	30.0	15.0
Mín.	0.0	0.0

Fuente: elaboración propia.

Lo que se apuntaba con el número medio de outliers por serie se constata con el número total de outliers por serie, ya que, el TSW supera en once mil outliers los datos ofrecidos por el X12, véase *Tabla 3.38*.

Tabla 3.38. Número de outliers por serie según tipo de outlier.

Número de outliers por serie	Valor absoluto		Porcentaje	
	TSW	X12	TSW	X12
AO	9.420	5.391	35.5%	34.3%
LS	8.085	4.502	30.5%	28.7%
TC	9.005	5.808	34.0%	37.0%
<i>TOTAL</i>	26.510	15.701	100.0%	100.0%

Fuente: elaboración propia.

En cuanto al tipo de outlier más significativo, en ambos casos, se produce una distribución igualitaria entre los tres tipos de outliers (AO, LS y TC).

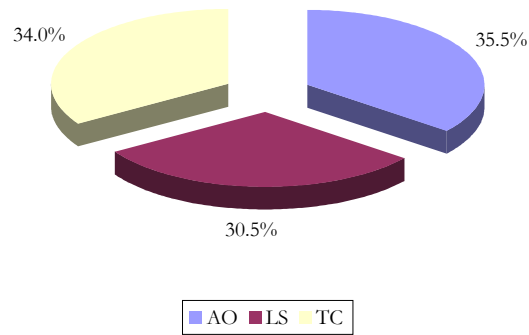
Si se quiere ser más preciso, es cierto que el tipo de outlier cambio de nivel (LS) sería el menos representativo con un treinta por ciento, mientras que, los otros dos tipos de outliers, es decir, el outlier aditivo (AO) y el cambio temporal (TC), representarían un treinta y cinco por ciento cada uno.

En principio, sería lógico pensar que los tres tipos de outliers presentan el mismo peso por dos hechos:

- i. En primer lugar, las series originales no deben presentar outliers y, si los presentan, sería en un número muy bajo (véase los *Apéndices IV y VII*).
- ii. En segundo lugar, porque hay el mismo número de series que presentan la intervención caracterizada por cada uno de los tres tipos de outliers.

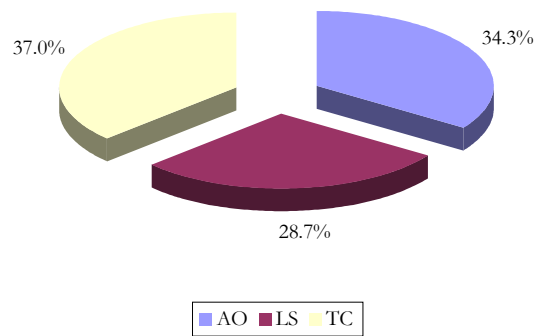
En los Gráficos 3.27 y 3.28, se representan los resultados numéricos de la Tabla 3.38.

Gráfico 3.27. Tipos de outliers identificados por el TSW.



Fuente: elaboración propia.

Gráfico 3.28. Tipos de outliers identificados por el X12.



Fuente: elaboración propia.

Una vez analizado el número de outliers por serie, lo que se determina es el número de outliers que identifican la variable de intervención, es decir, el outlier introducido en la observación abril de 1998.

Tabla 3.39. Número de series que detectan el outlier 04-1998.

Número de outliers por serie	Valor absoluto		Porcentaje	
	TSW	X12	TSW	X12
Series totales	8.999	8.591	100.0%	100.0%
Series con intervención	8.099	7.698	90.0%	89.6%
Series que detectan el outlier 04-1998	7.914	7.574	97.7%	98.4%

Fuente: elaboración propia.

Las series que están afectadas o recogen la intervención suponen el noventa por ciento de las series. El outlier en cuestión es identificado por un 97.7 por ciento en el caso del TSW y por un ligeramente superior, 98.4 por ciento en el X12. Por tanto, el TSW se ve superado globalmente en la identificación de outliers por el X12.

Para estudiar las propiedades estadísticas de los modelos identificados hay que estudiar los tests estadísticos proporcionados y, el principal test usado para elegir un modelo u otro es el Criterio de Información Bayesiano (BIC). Como quiera que el valor proporcionado por el TSW no es comparable con el proporcionado por el X12 se recalcula mediante las fórmulas que se recogen en el *Apéndice V*.

A la luz de los resultados obtenidos, véase *Tabla 3.40*, se puede afirmar que los modelos identificados y estimados por el TSW son superiores a los modelos obtenidos por el X12, ya que, los primeros presentan por término medio un BIC menor, pero su punto débil es la gran volatilidad que presentan.

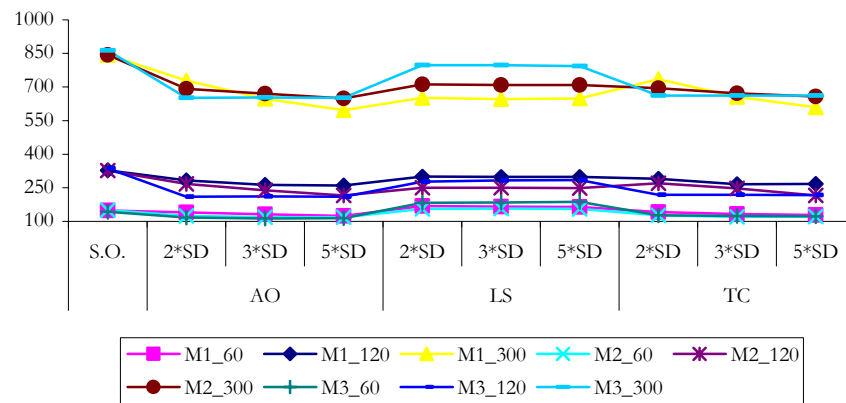
Tabla 3.40. Evolución del BIC según el programa usado.

BIC	TSW	X12
Media	366.8	461.4
Máx.	1.435.9	1.077.2
Mín.	-1.818.3	111.0

Fuente: elaboración propia.

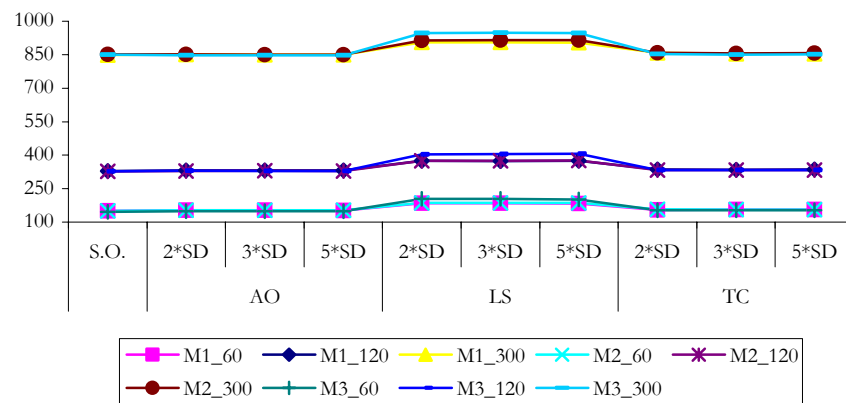
Además, como se puede observar en los *Gráficos 3.29 y 3.30* siguientes, en los tres modelos la evolución de dicho criterio es similar. Así, en todos los modelos, los peores valores los presentan las series en las que la variable de intervención se caracteriza como un outlier cambio de nivel (LS). La principal diferencia es que la evolución del BIC para el programa X12 presenta una figura más estable mientras que para el TSW muestra gran disparidad. Lo más curioso es que la media del BIC para las series originales o sin intervención es peor que en los modelos con intervención. Dicho resultado paradójico se podría explicar por la alta volatilidad encontrada en la medida de este criterio.

Gráfico 3.29. Evolución del BIC para el TSW.



Fuente: elaboración propia.

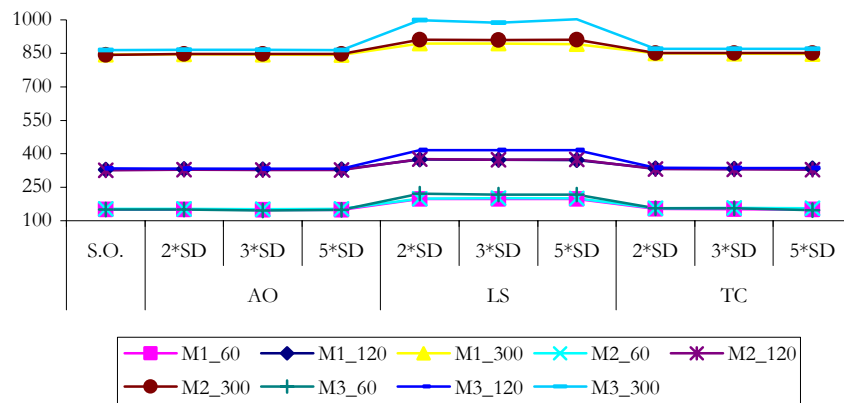
Gráfico 3.30. Evolución del BIC para el X12.



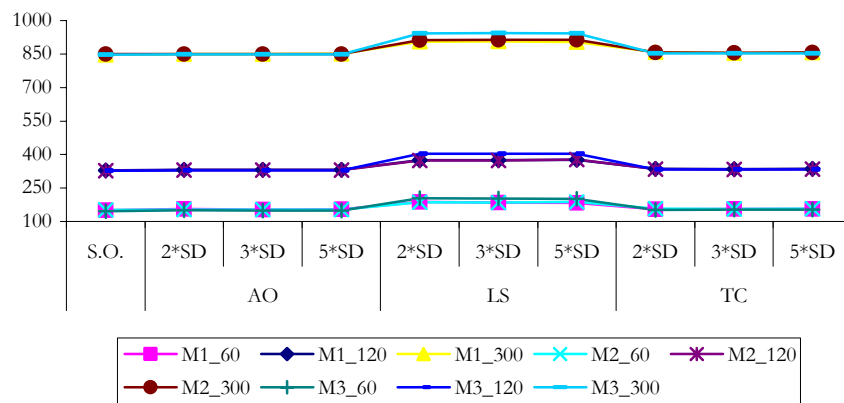
Fuente: elaboración propia.

Con el fin de intentar corregir la volatilidad observada en la evolución del BIC por el TSW, se utiliza en vez del estadístico media, la mediana²². En este caso, la figura ofrecida por ambos programas vendría a ser similar pero el resultado agregado sería peor debido, sobre todo, al peor comportamiento, de las series correspondientes al Modelo 3 y, concretando aún más, las de trescientas observaciones y, por supuesto las que tienen un cambio de nivel (LS).

²² Hay que recordar que la mediana es el número central de un conjunto de números y que, como se recoge en el apartado 2.2 para mantener la muestra original se usan los indicadores estadísticos en los que la influencia por outliers sea lo menor posible, como es el caso de la mediana.

Gráfico 3.31. Evolución del BIC según la mediana para el TSW.

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 3.32. Evolución del BIC según la mediana para el X12.

Fuente: elaboración propia.

Además del criterio del BIC, los programas presentan diversos tests estadísticos con los que se evalúan las propiedades del modelo. Todos ellos se comentan en los *Apéndices III y V*, y se resumen en las *Tablas 3.41 y 3.42*. La comparación se centra en dos puntos de vista: por un lado, la autocorrelación residual medida por la Q de Ljung-Box, y por otro lado, la normalidad de los residuos, medida por el test N de Bowman-Shenton para el TSW mientras que, para el X12 se contrasta a través del test de Geary & Kurtosis (G&K).

Lo que se considera es el número y/o porcentaje de series que superan dichos tests estadísticos al 1% de confianza.

Tabla 3.41. Porcentaje de series que superan el test Q de autocorrelación residual.

Series que superan el test (1%)	Valor absoluto		Porcentaje	
	TSW	X12	TSW	X12
Test Q de Ljung-Box	8.524	8.012	94.7%	93.3%

Fuente: elaboración propia.

Como puede verse en la Tabla 3.41, el TSW es superior en un punto y cuatro décimas al X12 en lo que se refiere a series que pasan el test de autocorrelación residual.

Tabla 3.42. Porcentaje de series que superan los tests de normalidad residual.

Series que superan el test (1%)		Valor absoluto	Porcentaje
TSW	Bowman-Shenton (N)	7.904	87.8%
X12	Geary & Kurtosis (G&K)	7.941	92.4%

Fuente: elaboración propia.

Para analizar los test de normalidad residual hay que tener en cuenta que en el caso del X12 aunque presenta dos criterios distintos, la serie en cuestión no sigue una distribución estándar normal cuando cualquiera de ellos presenta un valor significativo, es decir, una serie violará los supuestos de normalidad cuando falle uno de los dos estadísticos. Por ello se presenta el valor conjunto obtenido como resultado de analizar ambos criterios.

Por tanto, en este caso, el TSW es superado por el X12 con un 87.8 por ciento de series que superan el test Bowman-Shenton de normalidad frente a un 92.4 por ciento de las series que pasan el test combinado de Geary & Kurtosis (G&K) de normalidad.

De todo lo anterior se pueden extraer los siguientes resultados generales:

- ❖ El modelo más identificado con ambos programas es el “Modelo de Líneas Aéreas” con un 74.2% y un 40.8% para el TSW y el X12 respectivamente. El número es tan alto para el caso del TSW porque en las series de 60 observaciones se toma este modelo por defecto. Además, no reconoce en ningún caso el Modelo 3, mientras que el programa X12 lo hace en un 17.9% de las series pero sólo cuando la longitud de la serie es de 120 o bien 300 observaciones.
- ❖ El número medio de parámetros ARMA es ligeramente superior para el X12, con un resultado de 2.7 frente a 2.1 de TSW. Ello es debido al mayor peso del “Modelo Otros” donde el modelo más representativo es el modelo ARIMA(3, 1, 1)(0, 1, 1)₁₂.
- ❖ Por el contrario, el número medio de outliers por serie es superior para el TSW con un valor de 2.9 frente a 1.9 del X12. Además, el número máximo

de outliers identificados en una serie también es muy superior con 30 frente a 15.

- ❖ El número total de outliers también es superior para el programa TSW con 10.809 outliers más que los que identifica el X12.
- ❖ En cuanto a la distribución de outliers por tipos, ambos programas presentan aproximadamente un tercio por cada tipo de outlier, es decir, AO, LS y TC.
- ❖ Las series con intervención representan el 90% del total de las series. A medida que aumenta el tamaño de la muestra, las series identifican más el outlier introducido. El programa X12 con un 98.4% supera al programa TSW con un 97.7% de series que lo identifican y ello porque, en las series de 60 observaciones, presenta un comportamiento mejor frente a un comportamiento similar para el resto.
- ❖ El Criterio de Información Bayesiano (BIC) presenta unos resultados superiores para el caso del TSW, con 366.8 de media frente a 461.4 del X12. Respecto a este mismo estadístico se puede también decir que los valores se presentan agrupados por longitud de la serie, es decir, como ya se apuntaba anteriormente las series con 300 observaciones son las que peor se comportan para los tres modelos con valores muy similares seguidas de las de 120 observaciones. Por tanto, las series más cortas son las que presentan un comportamiento estadístico a nivel de BIC mejor.
- ❖ En cuanto al test Q de Ljung-Box, es superado por el 94.7% de las series para el caso del TSW frente al 93.3% del X12.
- ❖ Por último, el test de normalidad de los residuos es superado por el 87.8% de las series para el caso del TSW (test de Bowman-Shenton) frente al 92.4% del X12 (test de Geary & Kurtosis).
- ❖ Tanto para la Q de Ljung-Box de autocorrelación residual como para los distintos tests de normalidad residual, a saber, Bowman-Shenton para TSW y, Geary & Kurtosis para X12, los porcentajes se refieren a series que superan dichos tests al 1 por ciento de confianza.

Por último y, a modo de corolario, en la *Tabla 3.43* se puede ver de forma resumida las principales variables estudiadas según modelo, número de observaciones y programa de análisis.

Tabla 3.43. Resumen detallado de los principales resultados (I).

MODELO	OBSERVACIONES	PROGRAMA	SERIES RECHAZADAS	MODELO	MODELO (%)	PARÁMETROS ARMA	OUTLIERS PROMEDIO	OUTLIERS MÁXIMO	OUTLIER 04-1998	BIC MEDIA	BIC MEDIANA	Q DE LJUNG-BOX	NORMALIDAD
1	60	TSW	1	M1	100%	1.8	1.8	9	90%	144.5	164.5	98%	94%
		X12	28	M1	75%	2.3	1.2	6	90%	162.4	163.4	94%	98%
	120	TSW	0	M1	77%	2.1	2.7	17	99%	284.9	344.4	99%	99%
		X12	10	M1	43%	2.7	1.5	8	98%	345.2	345.8	99%	95%
	300	TSW	0	M1	83%	2.2	3.8	30	100%	676.3	859.9	98%	88%
		X12	43	OTROS	50%	3.1	1.9	9	100%	868.1	868.5	98%	94%
2	60	TSW	0	M1	100%	1.7	1.8	8	99%	134.6	168.1	98%	94%
		X12	41	M1	77%	2.3	1.3	14	99%	163.5	164.0	93%	98%
	120	TSW	0	M1	62%	2.1	2.8	21	99%	252.8	342.4	100%	94%
		X12	30	OTROS	40%	2.9	1.5	6	99%	344.3	344.6	97%	93%
	300	TSW	0	M2	60%	2.2	3.0	30	100%	700.6	866.8	98%	82%
		X12	41	OTROS	50%	3.1	1.8	7	100%	871.7	870.9	98%	85%
3	60	TSW	0	M1	100%	1.8	2.0	7	95%	141.4	170.9	98%	93%
		X12	30	M1	60%	2.5	1.7	8	100%	166.1	166.1	89%	93%
	120	TSW	0	M1	66%	2.4	3.5	15	100%	246.6	359.3	97%	79%
		X12	50	M3	44%	2.7	2.7	13	100%	353.0	352.5	89%	87%
	300	TSW	0	OTROS	48%	3.1	5.1	26	100%	719.2	905.8	67%	67%
		X12	136	M3	72%	2.3	3.8	15	100%	878.6	878.1	80%	87%

Nota:

- ❖ Series rechazadas: número de series rechazadas en el grupo específico considerado de series.
- ❖ Modelo: modelo más representativo.
 - M1: Modelo 1 o de líneas aéreas.
 - M2: Modelo 2 o modelo ARIMA(1,1,0)(0,1,1)₁₂.
 - M3: Modelo 3 o modelo ARIMA(0,1,1)(1,1,0)₁₂.
 - OTROS: resto de modelos identificados.
- ❖ Modelo (%): porcentaje que supone el modelo más representativo.
- ❖ Parámetros ARMA y Outliers promedio: media de dichos valores.
- ❖ Outliers máximo: valor máximo que toman los outliers por grupo considerado.
- ❖ Outlier 04-1998: porcentaje de series que identifican el outlier correspondiente a abril de 1998.
- ❖ BIC media y BIC mediana: el valor medio y la mediana en el grupo de series, respectivamente.
- ❖ Q de Ljung-Box y Normalidad: porcentaje de series que superan dichos tests en el grupo teniendo en cuenta que para el test de normalidad de X12 se toma el valor más bajo de cualquiera de los dos estadísticos.

Fuente: elaboración propia.

Con el fin de precisar los resultados presentados en la *Tabla 3.43*, se presenta la *Tabla 3.44* con las mismas columnas, excepto el porcentaje que representa el modelo más representativo y se barema con uno o cero según sea mejor o peor que el mismo criterio para el otro programa.

Tabla 3.44. Resumen detallado de variables de interés (II).

MODELO	OBSERVACIONES	PROGRAMA	SERIES RECHAZADAS	MODELO	PARÁMETROS ARMA	OUTLIERS PROMEDIO	OUTLIERS MÁXIMO	OUTLIER 04-1998	BIC MEDIA	BIC MEDIANA	Q DE LJUNG-BOX	NORMALIDAD	TOTAL
1	60	TSW	1	1	1			1	1		1		6
		X12		1		1	1	1		1		1	6
	120	TSW	1	1	1			1	1	1	1	1	8
		X12		1		1	1				1		4
	300	TSW	1	1	1			1	1	1	1		7
		X12				1	1	1			1	1	5
2	60	TSW	1		1		1	1	1		1		6
		X12				1		1		1		1	4
	120	TSW	1		1			1	1	1	1	1	7
		X12				1	1	1					3
	300	TSW	1	1	1			1	1	1	1		7
		X12				1	1	1			1	1	5
3	60	TSW	1		1		1		1		1	1	6
		X12				1		1		1		1	4
	120	TSW	1		1			1	1		1		5
		X12		1		1	1	1		1		1	6
	300	TSW	1					1	1				3
		X12		1	1	1	1	1		1	1	1	8

Nota:

- ❖ Series rechazadas: se puntuará con un 1 al programa que rechace menos series.
- ❖ Modelo: se puntuará con un 1 cuando el modelo más representativo sea el modelo generado.
- ❖ Parámetros ARMA y Outliers promedio: se puntuará con un 1 el menor valor por el criterio de parsimonia.
- ❖ Outliers máximo: se puntuará con un 1 el menor valor.
- ❖ Outlier 04-1998: se puntuará con un 1 el programa que lo detecte en mayor porcentaje.
- ❖ BIC media y BIC mediana: se puntuará con un 1 el menor valor medio por programa.
- ❖ Q de Ljung Box y Normalidad: se puntuará con un 1 al programa que los supere en mayor porcentaje.
- ❖ En caso de empate, se puntúan los dos programas.

Fuente: elaboración propia.

El valor total es un índice sintético aproximado del comportamiento de cada programa por grupo de series. Para el análisis de este índice de manera global así como desagregado por modelos y tamaño muestral se han construido las *Tablas 3.45, 3.46 y 3.47* que se presentan a continuación.

Tabla 3.45. Resultado global.

PROGRAMA	PUNTUACIÓN TOTAL
TSW	55
X12	45

Fuente: elaboración propia.

Tabla 3.46. Resultado global según modelo generado.

PROGRAMA	MODELO 1	MODELO 2	MODELO 3
TSW	21	20	14
X12	15	12	18

Fuente: elaboración propia.

Tabla 3.47. Resultado global según tamaño muestral.

PROGRAMA	60 OBSERVACIONES	120 OBSERVACIONES	300 OBSERVACIONES
TSW	18	20	17
X12	14	13	18

Fuente: elaboración propia.

El programa TSW es superior en el Modelo 1 con ciento veinte y trescientas observaciones, en el Modelo 2 y en el Modelo 3 con sesenta observaciones, por el contrario, el programa X12 lo supera en el Modelo 3 con ciento veinte y trescientas observaciones, mientras que empatan en el Modelo 1 con sesenta observaciones.

Que el programa TSW sea superior en el Modelo 1 es normal si tenemos en cuenta que su metodología gira en torno al “Modelo de Líneas Aéreas” que es el que en el estudio se ha asignado como Modelo 1. La superioridad también en el Modelo 2 se debe a que el programa X12 no identifica adecuadamente dicho modelo. Por el contrario, los resultados del TSW son inferiores en el Modelo 3 porque obvia de manera sistemática dicho modelo en todos los análisis.

Además, también lo empeora en las series cortas o de sesenta observaciones porque en dichas series, la identificación del modelo se hace más difícil y, el programa TSW, lo que hace es emplear el “Modelo de Líneas Aéreas” por defecto.

En resumen, el programa TSW es superior en términos globales y ello, por su mejor comportamiento comparativo en los Modelos 1 y 2 y en los tamaños muestrales de sesenta y ciento veinte observaciones. Por el contrario, el programa X12 es mejor en el Modelo 3 y en el tamaño muestral más grande o de trescientas observaciones.

4. Un caso a estudio: la demanda turística.

4.1.Introducción.

En el contexto del mercado turístico, además de los factores económicos y socio-culturales, existen otros factores relevantes que inciden sobre la demanda turística y sin embargo todavía no han sido estudiados en profundidad.

El hecho de que un destino turístico se vea sometido a un evento extraordinario como puede ser un acto terrorista, la celebración de unas Olimpiadas, un Mundial de Fútbol, etc., o bien la inauguración de un museo, la inauguración de un parque de atracciones, etc., puede ser determinante a la hora de elegir un destino turístico o su sustitución. En esta línea cabe destacar, entre otros, los trabajos seminales de Enders & Sandler (1991) y Enders et al. (1992). En ambos trabajos se utiliza información de alta frecuencia para realizar análisis enmarcados en los modelos de series temporales (modelos VAR y metodología ARIMA). La principal aportación de los artículos es que el terrorismo tiene consecuencias negativas y significativas sobre la actividad turística. Además se confirma la existencia de un efecto sustitución en los destinos turísticos motivado por la aversión al riesgo de los potenciales demandantes de los servicios turísticos.

En el trabajo de Drakos et al. (2001) se analizan los efectos de los atentados terroristas sobre la actividad turística de Israel, Grecia y Turquía. En el artículo se concluye que los actos terroristas tienen un efecto negativo para estos tres destinos turísticos y unas consecuencias positivas para la actividad de otros destinos turísticos de la cuenca mediterránea que actúan como sustitutivos, entre los cuales se encuentra España.

Los efectos económicos de los ataques del 11 de septiembre se sintieron más agudamente en México, América Central y el Caribe, cuyas economías están estrechamente vinculadas a las condiciones económicas de Estados Unidos. Valga como ejemplo que, en las islas caribeñas, las reservas turísticas cayeron entre un

20 y un 60 por ciento en octubre, en tanto que la tasa de ocupación hotelera en Jamaica fue de sólo el 11 por ciento (véase CEPAL, 2002). Además, supuso una severa desaceleración que sufrió la economía mundial en 2001, agravada por los ataques terroristas del 11 de septiembre en Estados Unidos que, interrumpieron la recuperación que había comenzado en 2000 (véase CEPAL, 2002).

No obstante, según el citado informe, a principios de diciembre los efectos más inmediatos de los acontecimientos del 11 de septiembre habían comenzado a disminuir y la perspectiva del sector del turismo en el Caribe iniciaba su recuperación.

En diversas ocasiones, los terroristas han dirigido sus campañas de terror al sector turístico con la esperanza de que los agentes turísticos presionarán al gobierno para que este ceda ante las demandas terroristas (véase Enders et al., 1992). Así, los terroristas usan la violencia o la amenaza de su uso para lograr sus objetivos políticos o de otra índole. A menudo, los terroristas dirigen sus acciones a objetivos que no tienen nada que ver con el proceso de toma de decisiones que tratan de influenciar. Pero ellos saben que, en ocasiones, los costes de capitular para el gobierno son menores que los derivados de no capitular.

El sub-sector de los viajes es el más vulnerable de los sub-sectores ante las amenazas de inseguridad y se vio afectado de manera inmediata tras el 11-S. Sin embargo, debido a la magnitud del ataque, no hay base histórica que permita emitir un juicio razonable sobre sus efectos.

No obstante, la demanda de viajes – a nivel nacional o internacional – se mueve a través de dos motores fundamentales: los factores económicos (ingresos de los viajeros y el precio del viaje) y la confianza que tiene el viajero en que el viaje y el destino escogidos no son tan arriesgados de modo que lo mejor sea quedarse en casa y, sobre este segundo pilar es donde actúa el terrorismo.

Sin embargo, antes del 11 de septiembre de 2001, el sector global de los viajes y el turismo ya estaba sufriendo una desaceleración de la demanda debido a la debilidad de la economía mundial (véase OIT, 2001).

El mercado turístico se caracteriza por estar segmentado, así cada país dispone de un mercado internacional y de su propio mercado nacional, que suele ser el más importante. Por su parte, los mercados internacionales están también fragmentados de manera similar. La mayor parte de los viajes internacionales se dirigen a destinos dentro de la misma región de origen del viajero (viajes intrarregionales); los viajes entre regiones (viajes interregionales) constituyen una proporción relativamente pequeña del total.

Así, en el contexto del mercado internacional, aproximadamente cuatro viajes internacionales de cada diez proceden de cuatro países: Estados Unidos, Alemania, Japón y Reino Unido que además, suponen cerca de un 40 por ciento del gasto global en viajes internacionales.

Las contribuciones de la OIT (2001) y Valls (2003), se centran en el análisis de tres acontecimientos extraordinarios de fuerte impacto en el ámbito internacional como fueron “La Guerra del Golfo” a principios de 1991; los

acontecimientos que tuvieron lugar en “La Plaza de Tiananmen” (China) en julio de 1989; y el atentado a turistas extranjeros en “Luxor” (Egipto) en noviembre de 1997. Así pues, la demanda turística es muy sensible respecto a los cambios en el entorno, no obstante, y siguiendo las aportaciones anteriores se pueden extraer algunas pautas de comportamiento o generalidades que cabe esperar tras acontecimientos extraordinarios en general y del 11-S en particular:

- ❖ Un incidente terrorista tiene una repercusión inmediata en el turismo, que consiste en una pronunciada reducción de la demanda, según la Travel Industry Association of America (2003), a raíz de los atentados del 11-S, desaparecen en EEUU 375.000 puestos de trabajo brutos en el sector del turismo.
- ❖ Después de un incidente, la demanda de turismo se puede recuperar relativamente rápido aunque, las consecuencias inmediatas suelen durar entre uno y dos años. Aunque el crecimiento se recupere, los volúmenes de negocio previos sólo se alcanzan más tarde.
- ❖ Cuando se produce un problema en un destino concreto, los turistas se suelen orientar hacia otros destinos. Viéndose más afectados los trayectos largos que los cortos.
- ❖ Los destinos costeros e insulares, mediterráneos en general, se ven afectados negativamente. No obstante, se prefiere la costa a la insularidad.
- ❖ El impacto que se genera después de una crisis no se distribuye de forma homogénea. Aquellos países con una importante oferta cultural y patrimonial como Italia y Egipto, muestran una fuerte resistencia a cualquier tipo de conflicto.
 - Así, para el caso alemán se observa lo siguiente:
 - ✓ Dentro de los países mediterráneos, se produce, a causa de su mayor cercanía, un desplazamiento claro de los viajes hacia Turquía, en detrimento de España, Grecia, Túnez y Portugal.
 - ✓ Los países costeros resisten mucho mejor que las islas, en el caso de España, la España peninsular frente a Baleares y Canarias.
 - Por su parte, para el caso británico, se observa lo siguiente:
 - ✓ Los británicos no han prescindido, en general, de las vacaciones a media distancia.
 - ✓ La influencia negativa sobre los viajes por avión hacia España, se compensa por la conexión terrestre, lo cual, beneficia a la costa en detrimento de las islas.
- ❖ Se benefician también los destinos refugio sustitutivos alejados del conflicto; los lugares próximos accesibles por vía terrestre; los destinos reconocidos y de oferta concentrada; los relativos al interior; los de gama alta; y los destinos que se han dotado de una oferta turística variada de cercanía.
- ❖ Dado que la parte más importante de viajes internacionales es intrarregional, una gran proporción de este tipo de viajes puede resultar relativamente poco afectada.

- ❖ En general, el mercado europeo se suele preocupar menos por el terrorismo internacional que los EEUU y el Japón.

Según las previsiones del informe de la OIT (2001), en Europa, principal lugar de destino turístico del mundo, el sector de los viajes turísticos estaba dando muestras de recuperación (25-26 octubre 2001). En cuanto a los viajes intraregionales, predominantes en el total, según las conjeturas más optimistas, era factible que no se vieran afectados. Los europeos seguirían viajando dentro de su propio continente. Si bien era poco factible que el nivel de los viajes al Mediterráneo Oriental y al conjunto del Oriente Medio se recuperara a corto plazo, por lo que algunos destinos como España, Francia, Italia y Portugal podrían resultar beneficiados por un efecto sustitución.

Ahora bien, las perspectivas previsibles serían muy diferentes si se cumplieren las conjeturas más pesimistas, es decir, que se perpetrasen actos de terrorismo o bioterrorismo, que ya se han dado, como: cartas con esporas de ántrax en Estados Unidos, atentados en Bali, Pakistán, Jordania, Kuwait y Filipinas contra intereses norteamericanos o en Kenia contra intereses israelíes. Además, no hay que olvidar la incidencia de la “Guerra de Afganistán” y la “Segunda Guerra del Golfo”.

La amenaza del terrorismo reduce la inversión y el crecimiento económico a través de diversos canales y desanima la actividad económica (véase EAU, 2003):

- ❖ El efecto acumulativo supone reducir la inversión global y retardar el crecimiento económico.
 - El terrorismo político fue encontrado como el factor de seguridad más importante que mina el crecimiento económico en el corto a medio plazo (véase Poirson, 1998).
 - Esta reducción en inversión y, por lo tanto, en ingreso es transmitida a otras economías a través de la demanda más baja de importaciones por parte de los EEUU.
- ❖ Las industrias de líneas aéreas, turismo, alojamiento, restaurantes, servicios postales y seguros son particularmente susceptibles al aumento del riesgo de terrorismo. Las regiones y economías donde estas industrias están concentradas son las que sufren más probablemente de las caídas de producción y empleo. Valga como ejemplo unos datos:
 - En 2001, las llegadas de turistas internacionales cayeron un 0.6 por ciento, el primer año de crecimiento negativo desde 1982.
 - Particularmente reflejando la tragedia de Bali, las llegadas de turistas en 2002 a Indonesia cayeron un 2.2 por ciento. Teniendo en cuenta que el turismo representa el 3.4 por ciento del PIB de Indonesia, los analistas financieros calcularon que el coste esperado de la pérdida de entrada de

turistas supone un 1 por ciento del PIB de Indonesia (véase Euroweek, 2002).

- La actividad turística en Grecia, Israel y Turquía también muestra sensibilidad a los actos terroristas (véase Drakos & Kutun, 2001).

Los acontecimientos comentados, anteriormente citados, son claros ejemplos de eventos negativos que desincentivan el turismo pero también existen eventos extraordinarios que provocan un atractivo extraordinario de cara al consumidor, es decir, al futuro turista.

Así, por ejemplo, los Juegos Olímpicos de Sydney no parecen haber sido tan rentables como lo fueron los Juegos Olímpicos de Los Angeles 1984 pero, tampoco han sido una carga para las arcas públicas. El tesorero de Nueva Gales del Sur, Michael Egan, anunció que el coste total de albergar los Juegos Olímpicos fue de 6.5 billones de dólares australianos. De los cuales, el Gobierno Federal contribuyó con 194 millones de dólares y el sector privado con 1.3 billones. Por su parte, el Estado de Nueva Gales del Sur aportó 2.3 billones (véase Haynes, 2000).

Antes de los Juegos fueron publicados varios informes de proyección sobre el impacto de los Juegos de Sydney 2000. El más reciente de estos informes (véase Arthur Andersen, 1999), estimaba que en el periodo comprendido entre 1994-1995 y 2005-2006, los Juegos de Sydney 2000 generarían en Australia un total de 6.5 billones en actividad económica añadida. Unos 5.1 billones de esta actividad serían producidos en Nueva Gales del Sur, el resto, en otros estados y territorios. Además, se estimó que el impacto conjunto de los Juegos aumentaría la actividad económica de Australia en un 0.12 por ciento en un periodo de unos 12 años a partir de 1994-1995.

Los datos ofrecidos por el Departamento Australiano de Estadística muestran que los ingresos debidos a la experiencia olímpica durante el periodo de septiembre ascendieron a 1.4 billones de dólares. Esto incluyó 450 millones por ganancias de exportación y 973 millones en cuotas de transmisión radiotelevisiva. El balance de negocios pasó de un déficit de 1.3 billones en agosto, a un superávit de 667 millones en septiembre (véase Thornhill, 2000). Esto representó el primer superávit de negocios en Australia desde noviembre de 1997.

En cuanto al impacto sobre el turismo, un informe del Consejo de Pronósticos de Turismo (véase Tourism Forecasting Council, 1998), estimaba que los Juegos Olímpicos de Sydney comportarían beneficios promocionales internacionales a largo plazo para toda Australia y un aumento significativo en el número de llegadas turísticas internacionales. Además, se estimaba que entre 1997 y 2004 habría un total de 1.5 billones de visitantes internacionales adicionales en Australia como resultado de los Juegos, lo que generaría unas ganancias adicionales en turismo en torno a los 6.1 billones de dólares, lo que supondría la creación de unos 150.000 nuevos puestos de trabajo.

El Sr. Michael Payne, Director de Marketing del COI afirmó que Australia fue la primera nación anfitriona que consiguió aprovechar plenamente las ventajas de los Juegos para desarrollar oportunidades de turismo beneficiosas a todo el país. Esto se debió en gran medida a la positiva intervención de la Comisión Australiana de Turismo (ATC). Los resultados más significativos de su intervención fueron (véase ATC, 2001):

- ❖ Se alcanzaron 1.6 millones de visitantes adicionales que realizaron un gasto de unos 3.5 billones de dólares americanos.
- ❖ El desarrollo acelerado de la estrategia “Brand Australia” en diez años.
- ❖ Las relaciones con los medios de comunicación y programas de “publicity” generaron unos 2.1 billones de dólares americanos.
- ❖ El gasto de los patrocinadores olímpicos en la promoción de Australia ascendió a 170 millones de dólares australianos.

Basta como ejemplo que las visitas al sitio web de la ATC (www.australia.com) se multiplicaron hasta el 700% durante los Juegos, en comparación con la media de visitas de septiembre de 1999.

Existe una línea editorial que realmente no está muy frecuentada en España y esta es el cine como negocio (véase Paisano, 2006). El primer estudio que se elabora en España para analizar el fenómeno del *movie tourism* (véase Rosado y Querol, 2006) con datos actualizados sobre la experiencia internacional, estudia el impacto que produce sobre la promoción turística de cualquier lugar su aparición en una película. Y se describe una iniciativa pionera en España de promoción turística de Andalucía a través del cine.

El libro aborda la influencia social del cine con algunos ejemplos sabrosos sobre películas conocidas como *Forrest Gump*, en el que el Ayuntamiento de Savannah tuvo que instalar el banco en el que se sentaba Forrest Gump en el parque que, evidentemente, no existía en la realidad. O el incremento de visitas al Arches National Park en Utah para conocer el precipicio por donde se lanzaban las protagonistas de *Thelma y Louise*.

Además, recoge una profusión de datos que ayudan a comprender la dimensión económica de este nuevo modelo de turismo. Algo que nace, entre otros motivos, de “nuestra obsesión con los famosos en las que ya no sólo basta con ver a las estrellas en la pantalla del cine, ahora queremos ir con ellas y experimentar estos lugares de primera mano”. Es evidente que este planteamiento no es extensivo a todas las personas, pero si nos hace ver que un importante sector de público iría con gusto a una ruta donde le enseñaran los lugares donde se filmó *Muere otro día* (2002) (de la serie James Bond) rodada en la bahía de Cádiz, por poner un ejemplo.

El volumen recorre las experiencias, sobre todo, norteamericana, de este tipo de turismo y también describe numerosos ejemplos en el resto del mundo sobre los incrementos de visitas turísticas. Quizás, el más llamativo sea el generado por la trilogía *El señor de los anillos* (2001-2003) en Nueva Zelanda donde

se multiplican las rutas que fueron utilizadas como escenarios para la cinta. Como curiosidad, en este país se llegaron a decorar los aviones de las líneas aéreas nacionales (Air New Zealand) con personajes de la película.

El sector del turismo, cada vez más complejo y competitivo, exige diferenciación no sólo en la oferta destino, sino en la forma en la que se presenta y comercializa. En los últimos 25 años se ha producido una variación en la demanda, de modo que cada vez más los flujos turísticos se orientan hacia ofertas que reúnan actividades deportivas y de aventura, turismo ecológico y cultural. En concreto, las nuevas tendencias del mercado turístico pueden resumirse en (véase Ayuntamiento de Bilbao, 2005):

- ❖ La aparición de nuevas demandas de los visitantes: facilidades y mejora del acceso a la información, servicios de alta calidad, flexibilidad, mayor calidad de servicio, etc.
- ❖ La presencia de colectivos heterogéneos de visitantes y turistas, lo que determina la necesidad de una oferta cada vez más especializada y adaptada a las necesidades, expectativas y exigencias individuales de cada colectivo de visitantes, así como a sus características geográficas y sus requerimientos de idiomas.
- ❖ Un creciente nivel de competencia en el turismo cultural y vinculado a la regeneración urbana.

En este sentido, es importante tener en cuenta la conformación de Bilbao como un destino turístico urbano gracias al llamado efecto Guggenheim, es decir, la cultura y la modernidad se establecen como estandarte para la creación de una sociedad abierta, moderna, creativa e innovadora capaz de complementar la oferta turística.

Un total de 5.150.000 personas visitaron el Museo Guggenheim en sus primeros cinco años de vida – fue inaugurado en octubre de 1997 –, de los que 6 de cada 7 procedían de fuera de la Comunidad Autónoma Vasca. Ha generado una actividad económica cifrada en más de 775 millones de euros, un importe diez veces superior a la inversión realizada, y unos ingresos fiscales adicionales de 120 millones de euros, lo que ha permitido la recuperación de la inversión realizada. Al mismo tiempo, el Museo ha contribuido al mantenimiento de 4.100 puestos de trabajo anuales (véase Villegas, 2003). Durante el año 2004 recibió 909.144 visitantes, un 4% más que el año anterior con un aumento del peso de los visitantes extranjeros que pasaron de representar un 57% del total de visitantes en 2003 a un 63% en 2004. El Museo ha generado un impacto económico de 184 millones de euros sobre la economía del País Vasco, 11 millones más que en 2003, que fue de 173 millones de euros y ha contribuido a la generación de más de 4.500 empleos (véase Ayuntamiento de Bilbao, 2005). Pero lo más importante del llamado “efecto Guggenheim” es la proyección de la imagen del País Vasco al exterior como vuelco hacia una industria cultural.

Junto a las infraestructuras enfocadas a los equipamientos más necesarios como los transportes, suelo industrial o vivienda, el País Vasco ha tomado el camino de la cultura y el turismo, dos ámbitos que se interrelacionan entre sí y que se han convertido en motor de progreso económico. Los magníficos resultados del turismo, más de 1,7 millones de visitantes en 2004, de los que casi el 30% procedía de otros países, sitúan al País Vasco en el circuito de los mercados receptivos con el atractivo de la cultura, la oferta de las ciudades y un impulso cada vez más notorio del turismo rural, sin olvidar el importante segmento del turismo de negocios, de congresos y reuniones. El turismo se concibe ya como un sector económico estratégico con gran capacidad de crecimiento en términos de empleo y renta, y que representa el 4% del PIB. El buen posicionamiento de su oferta según las prospecciones internacionales que tienen en cuenta el cambio progresivo en la tipología del turista se dibujan como factores de éxito futuro (véase Villegas, 2005).

Y para apuntalar ese éxito, las infraestructuras han sido proyectadas para dar respuesta a la demanda en todos los segmentos. Así, el proyecto del Museo Guggenheim, exponente de que tan importante como la oferta del contenido es el continente, el edificio, para atraer visitantes ha cumplido los objetivos para los que fue creado (siete millones de personas han pasado por sus salas desde su inauguración). En Gasteiz el Museo Artium y en Hernani el Museo Chillida-Leku, contribuyen a dinamizar los sectores turístico y cultural creando una red de equipamientos de calidad. Se pueden situar a su estela los dos palacios de congresos construidos en los últimos años, Euskalduna en Bilbao y Kursaal en Donostia, que han conseguido en 2004 el 90% y el 91% de ocupación respectivamente. Estas dos infraestructuras congresuales se unen al Palacio Europa de Gasteiz, recientemente remodelado. La capacidad atractiva de estos equipamientos se traslada a la sociedad en forma de ingresos adicionales y de impuestos que ofrecen un impacto económico positivo sobre el PIB de Euskadi (véase Villegas, 2005).

En la actualidad, en las ciudades españolas no se puede hablar sólo de turismo de negocios y de turismo vacacional, ya que el comportamiento del mercado tiende hacia una mezcla de ambos, favorecida además por la propia industria turística (véase Ejarque, 2003). En este contexto, la Ciudad de Valencia está mostrando en los últimos años una significativa transformación de su perfil turístico. Así, de ser una ciudad exclusivamente receptora de turismo de negocios se está configurando, en poco tiempo, como una ciudad que se incorpora en los circuitos en sentido más amplio y muestra rasgos de un modelo de turismo urbano y cultural (véase Unidad de Investigación en Economía Aplicada a la Cultura, 2004, de aquí en adelante UIEAC, 2004). La ampliación de la oferta hotelera, una decidida apuesta por la revitalización del *city marketing* y las grandes inversiones en equipamientos y culturales son algunas de las causas que explican este fenómeno.

Desde mediados de los años ochenta una serie de intervenciones públicas van configurando elementos arquitectónicos y espacios urbanos emblemáticos con la idea de usarlos como ejes vertebradores de la regeneración y reordenación urbana. La mayoría de estos elementos se estructuran al margen del patrimonio del centro histórico de la ciudad. Si en los años ochenta los nuevos elementos arquitectónicos que identificaban la modernidad de la ciudad fueron el proyecto del viejo Cauce del Turia, el Museo de Arte Contemporáneo IVAM y el Palau de la Música, en los años noventa, el Palacio de Congresos de Foster, el Museo MUVIM y especialmente la Ciudad de las Artes y las Ciencias relevan a los anteriores. Lo que se busca es proyectar una nueva imagen de la ciudad pero sin abandonar los pilares de la ciencia, la cultura y el entretenimiento. En la primera década del siglo XXI, girará en torno a la designación de Valencia como sede de la Copa de la América así como con la nueva relación de la ciudad con la fachada marítima. El impacto económico de la Copa de la América, cuya fase final se celebrará en el año 2007, se estima en más de 1000 millones de euros (véase UIEAC, 2004).

Todas estas circunstancias se inscriben en el marco de una estrategia más global de la Comunidad Valenciana sobre el protagonismo que juegan los grandes equipamientos culturales, deportivos o recreativos y en general de la producción simbólica en la competitividad del territorio (véase Rausell & Carrasco, 2002).

La denominada Ciudad de las Artes y las Ciencias, que comprende un Museo de Ciencias, un Cine Hemisférico, un Oceanográfico y un Palacio de las Artes todo ello encuadrado en un entorno arquitectónico, diseñado por el autor Santiago Calatrava se convierte por si mismo en un elemento que está transformando las propias señas de identificación simbólica del conjunto de la Ciudad de Valencia. En términos genéricos se puede afirmar que a través del complejo de la Ciudad de las Artes y las Ciencias Valencia se suma a una nueva tendencia mundial que utiliza la arquitectura como elemento de comunicación y marketing de las grandes ciudades (véase UIEAC, 2004).

Tradicionalmente, Valencia no había sido un destino turístico en el sentido del turismo urbano convencional, sino que, los visitantes a la ciudad de Valencia, a pesar de sus numerosos recursos histórico-artísticos, se perfilaban casi exclusivamente como visitantes de turismo de negocios, ligados a ferias, congresos y otros, mientras que, el modelo de turista de ocio genérico se limitaba a la semana de celebración de las Fallas, durante el mes de marzo. Sin embargo, desde finales de los años noventa se percibe un notable cambio en la caracterización del perfil turístico y ya comienza a hablarse de Valencia como un destino de turismo urbano en sentido mucho más convencional. Ello se debe al esfuerzo realizado por la ciudad de Valencia en la construcción de determinadas infraestructuras especializadas y directamente relacionadas con el turismo de ocio, de negocio y de congresos, así como en tratar de ser sede de eventos internacionales, cosa que se consiguió con su designación para acoger la 32ª Copa de la América del 2007. El ocio parece convertirse en un elemento central en las

estrategias de marketing de los espacios y compite por atraer inversiones, residentes de elevados ingresos, profesionales muy cualificados o acontecimientos de impacto internacional. De este modo, el ocio se convierte en un factor productivo pues genera ingresos y estimula determinadas inversiones económicas (véase UIEAC, 2004).

En el ámbito de la promoción del turismo de negocios se activan y se amplían infraestructuras que posibilitan su desarrollo:

- ❖ Feria Valencia: su ampliación y renovación permitirán la celebración de más y mejores certámenes feriales, gracias a las mejoras tecnológicas que se introducirán. En cuanto a cifras, en el año 2002, organizó 34 certámenes en los que participaron cerca de 7.000 empresas expositoras directas y otras cuatro mil cuatrocientas indirectas. Además, en el ranking de Ferias europeas se sitúa entre las 5 primeras en términos de superficie de exhibición, y será la más grande de España, aunque muy alejada en términos de visitantes.
- ❖ También en el ámbito del turismo de congresos, reuniones y jornadas, Valencia ha sabido situarse en la estela de una demanda muy dinámica. En este sentido se inauguró en 1998 el Palacio de Congresos obra del arquitecto Norman Foster que se ha convertido en uno de los espacios de referencia respecto a los centros de conferencias en Europa, de tal modo que en él se han celebrado aproximadamente un tercio de las reuniones contabilizadas en la Ciudad de Valencia (véase UIEAC, 2004). Otros equipamientos que también han servido como sedes de reuniones son las Universidades, el Palau de la Música, La Ciudad de las Artes y las Ciencias. En Valencia se celebraron durante 2002 más de 569 reuniones, con más de 145.000 congresistas. Valencia se sitúa por tanto en el tercer puesto dentro del ranking de turismo de reuniones y congresos en el conjunto del estado Español (véase Salinas, 1998). Así, el turismo de reuniones explicaba más del 11% de las pernoctaciones de la Ciudad de Valencia durante el 2002 (190.797, sobre un total de 1.812.375).

La diferencia entre las ferias y los congresos o reuniones es que en el primer caso las pernoctaciones muestran un comportamiento muy puntual lo que causa problemas de saturación tanto el ámbito de la hostelería como de la restauración. En cambio, las pernoctaciones derivadas de las reuniones son más constantes y duraderas a lo largo del año.

Otro vector de atracción relevante para explicar el crecimiento diferencial de los visitantes a la Ciudad de Valencia es el complejo de la Ciudad de las Artes y las Ciencias. Por un lado, el Oceanográfico es el elemento del complejo que más visitantes atrae y, por otro, parece que su impacto está siendo mucho mayor sobre los excursionistas que sobre los viajeros (véase UIEAC, 2004).

De este modo, en pocos años el complejo se ha convertido en uno de los espacios más visitados de España. Según CACSA, los visitantes a los espacios gratuitos del Museo Príncipe Felipe superan los 4.2 millones de visitantes anuales.

Las entradas para el Hemisférico y el Museo Príncipe Felipe se han estabilizado a partir del año 2002, después de cierto efecto inauguración, alrededor del medio millón de visitantes que tienen sus picos de asistencias, lógicamente en períodos vacacionales (marzo y agosto). El Oceanográfico por el contrario, aún contando con que los visitantes del año del 2003 no son significativos por tratarse del primero, puede que se aproxime a los 2.000.000 de visitantes anuales. Respecto a las características de los visitantes, considerando el conjunto de los equipamientos, aproximadamente el 35% de los visitantes son de la Comunidad Valenciana, un 50% del resto de España y sólo el 15% restante del extranjero (véase Ayuntamiento de Valencia, 2003).

La aparición del complejo de la Ciudad de las Artes y las Ciencias ha dotado de nuevos contenidos tangibles e intangibles al destino Ciudad de Valencia. Como señalan los estudios empíricos la imagen es un factor clave en la elección de destino. La imagen de destino es un antecedente directo de la calidad y la satisfacción percibida, así como de la intención de volver y de recomendar el destino (véase Bigné et al., 2001). De los impactos en la prensa internacional en 2002 a la Comunidad Valenciana en general en 1 de cada 3 aparece alguna referencia a la Ciudad de las Artes y las Ciencias (véase Agencia Valenciana de Turismo, 2003).

Gracias a este complejo, Valencia ha conseguido escalar posiciones en la red de la jerarquía urbana a través de una diferenciación que ha reforzado notablemente su capital simbólico. La receta sin embargo no es novedosa, la utilización de entornos arquitectónicos emblemáticos con arquitectos de repercusión mundial, la persecución en la organización de eventos culturales o deportivos de prestigio internacional, la renovación de su fachada marítima, etc. Además, la relativamente modesta situación de partida hace que el cambio sea ampliamente visible (véase UIEAC, 2004).

Sin embargo, a pesar del impacto que sobre el destino tiene el complejo CAC, y del elevado número de visitantes sólo un 5.4% de las pernoctaciones en la Ciudad de Valencia vienen explicadas por el mismo. Ello se puede deber al elevado peso de aquellos visitantes nacionales que no pernoctan, ya que, tienen su residencia a “distancia de automóvil” (véase UIEAC, 2004).

Desde el punto de vista formal, el estudio de la repercusión de un evento extraordinario²³ sobre la actividad del sector turístico se fundamenta en la teoría de las expectativas del consumidor. Además, se asume que las decisiones de los potenciales turistas se basan en el comportamiento racional del consumidor respecto al gasto en servicios turísticos o bien en otras actividades. Dicha decisión se toma al considerar el precio de los servicios turísticos, de otros servicios y de

²³ Puede ser un acto de terrorismo, la celebración de un acontecimiento positivo extraordinario como unos Juegos Olímpicos, un Mundial de Fútbol, etc., o bien la inauguración de un Museo o algún edificio y/o equipamiento emblemático.

los bienes. En una segunda etapa el potencial turista opta entre los distintos destinos. En este último caso se debe tener en cuenta la incidencia del terrorismo y la aversión al riesgo de los atentados terroristas por parte del demandante de los servicios turísticos. Por el contrario, se puede sentir atraído por otro tipo de eventos que hacen más atractivo el destino (véase Enders & Sandler, 1991; y Enders et al., 1992).

En el contexto del marco teórico se asume que el destino elegido depende de un conjunto de variables Z_t que recogen información sobre el nivel de infraestructuras, nivel y calidad de los servicios, factores climáticos, etc. Asimismo los efectos del terrorismo sobre la demanda turística se recogen a través de una variable dicotómica TE_t que caracteriza este tipo de shocks.

En concreto se asume que:

$$Y_{it} = f(Z_{it}, TE_{it}) \quad (4.1)$$

Donde $f(\)$ es una función que relaciona la demanda turística Y_{it} del país i -ésimo en el periodo t con las características o variables Z_{it} y TE_{it} . En el presente caso, el efecto sobre la demanda turística de un destino que sufra un acto terrorista ($TE_{it} = 1$) frente a que el destino no sufra un acto terrorista ($TE_{it} = 0$) se mediría de acuerdo con la siguiente especificación:

$$E(Y_{it} / Z_{it}, TE_{it} = 1) - E(Y_{it} / Z_{it}, TE_{it} = 0) = w_i$$

Donde w_i es un parámetro que acompaña a la variable TE_{it} .

En general, en este tipo de estudios, se analiza un efecto extraordinario en determinado destino sobre la demanda turística por parte de los consumidores de terceros países. Los acontecimientos extraordinarios del 11-M suponen un shock para la demanda por parte de los potenciales turistas. Así pues, uno de los objetivos del trabajo es analizar en que medida este acto terrorista ha afectado la demanda de la Comunidad de Madrid como destino turístico. Para este mismo mercado turístico también se analizarán los efectos del 11-S. Por otra parte, sobre la demanda de la Ciudad de Valencia se analizarán los efectos de la apertura de dos de los edificios emblemáticos del complejo de la Ciudad de las Artes y las Ciencias, por un lado el Hemisférico y por otro el Oceanográfico. A diferencia de los acontecimientos estudiados para el caso de la Comunidad de Madrid y que se espera que sean negativos, estos eventos deben tener efectos positivos sobre la demanda turística.

4.2. Datos utilizados y metodología.

El punto crucial para elaborar un modelo de series temporales consiste en identificar las características del proceso estocástico que mejor ajusta las observaciones. Éste es el primer paso y es conocido como identificación. Una vez el modelo ha sido estimado, es necesario comprobar su validez. Para ello se comprueba si los residuos del modelo son ruido blanco, es decir, si no existe un patrón de correlación entre ellos.

Con asiduidad en economía la evolución de los acontecimientos, cuantificados a través de variables o series temporales, se ven sujetos a rupturas que merecen una consideración independiente de la fuerza endógena que explica su representación. Desde el punto de vista econométrico el análisis del cambio estructural se efectúa mediante el análisis de intervención. Para determinar la naturaleza y magnitud de un efecto en concreto, tanto positivo como negativo, en el trabajo se realiza un análisis de outliers entendiéndolos, en este caso, como variables de intervención (véase Kaiser & Maravall, 2000a; Maravall, 2000, 2002; Sánchez & Maravall, 2000).

El estudio de la incidencia de dichos acontecimientos sobre el mercado turístico se realiza, siguiendo a Ferri (2002), a través de cuatro enfoques diferentes y, en todos ellos, se efectúa un análisis de intervención. Además, en todos los modelos estimados se ha verificado la robustez de los resultados obtenidos.

El Enfoque I, consiste en identificar el modelo usando la información de la muestra completa sin imponer ninguna restricción basada en conocimientos a priori. El problema de esta aproximación es que la detección de outliers depende del modelo identificado y, el modelo identificado, a su vez, se ve influenciado por la presencia de outliers.

Los siguientes enfoques: Enfoque II, Enfoque III y Enfoque IV, consisten en identificar el modelo usando la información de la muestra completa pero imponiéndole una restricción en la observación equivalente al shock en cuestión, como un outlier aditivo (AO), como un outlier cambio de nivel (LS) ó como un outlier cambio temporal (TC) respectivamente (véase Caporello et al., 2002).

Con la metodología propuesta se van a analizar varios eventos tanto positivos como negativos. Por el lado de los efectos negativos se van a analizar los efectos tanto del 11-S como del 11-M sobre la actividad turística en la Comunidad Autónoma de Madrid. El análisis de los sucesos correspondientes al 11-S supone una perspectiva novedosa al estudiar los efectos que tiene sobre la demanda del turismo en los países receptores las acciones terroristas en el país emisor (para dicho análisis aplicado al caso español véase Cabrer & Iranzo, 2007).

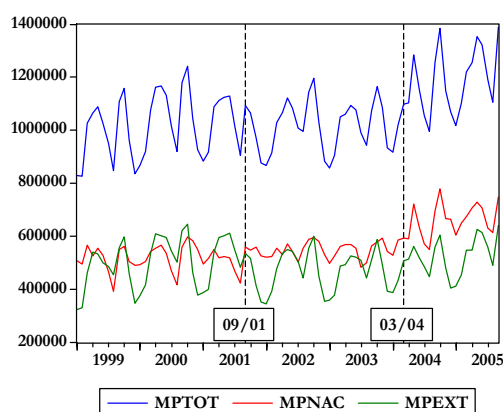
Con el fin de poder valorar el impacto que ha tenido tanto el 11-S como el 11-M sobre la actividad turística en la Comunidad de Madrid se han utilizado técnicas econométricas que tienen por objetivo la estimación de componentes inobservados de series temporales, se va a seguir el método basado en el modelo

ARIMA (AMB). En concreto, la metodología propuesta por V. Gómez y A. Maravall (1996), que permite estudiar las series temporales y efectuar análisis de intervención, y que facilita la detección de outliers.

Se realiza un estudio detallado de las pernoctaciones de viajeros en establecimientos hoteleros, proporcionados por el Boletín Mensual de Estadística del Instituto Nacional de Estadística (INE). El INE define la “pernoctación” como la ocupación por una persona de una o más plazas o de una cama supletoria dentro de una jornada hotelera y en un mismo establecimiento. Si una persona ocupa en el mismo día dos o más plazas en alojamientos distintos puede producir más de una pernoctación.

Se han utilizado tres series temporales de pernoctaciones de viajeros en establecimientos hoteleros desagregadas según el país de residencia del viajero, es decir, número de pernoctaciones totales (MPTOT), de nacionales (MPNAC) y de extranjeros (MPEXT). Las tres series comprenden un periodo de 7 años comprendido entre enero de 1999 y septiembre de 2005 lo que supone un total de 81 observaciones (véase *Gráfico 4.1*).

Gráfico 4.1. Series de pernoctaciones de la Comunidad de Madrid.



Fuente: Encuesta sobre Ocupación Hotelera (EOH) del Instituto Nacional de Estadística (INE).

Por el lado del estudio de efectos positivos se van a estudiar los efectos sobre el turismo de la Ciudad de Valencia de la apertura de los equipamientos que forman la Ciudad de las Artes y las Ciencias y que son con sus respectivas fechas de inauguración²⁴:

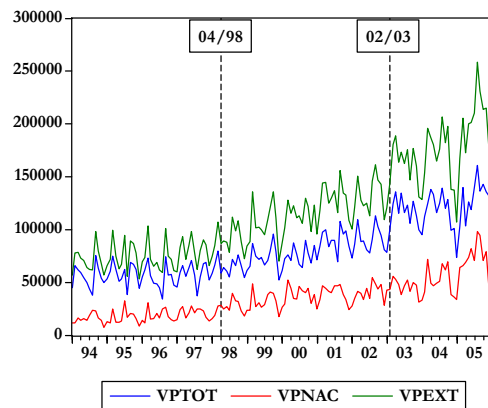
²⁴ Se analizan fechas de inauguración y no fecha reales de puesto en funcionamiento por no disponer de esta información. Esto puede hacer que los resultados no sean todo lo significativos que debieran.

- ❖ La inauguración del Hemisférico el 16 de abril de 1998 (04-1998).
- ❖ La inauguración del Oceanográfico el 14 de febrero de 2003 (02-2003).

No se va a analizar la inauguración del Museo Príncipe Felipe el 13 de noviembre de 2000 (11-2000) ni la del Palau de les Arts el 9 de octubre de 2005 (10-2005), en el primer caso porque genera resultados engañosos y en el segundo porque no está todavía abierto al público y, por tanto, no puede ser visitado. Los resultados no significativos proporcionados en el análisis de los efectos de Museo Príncipe Felipe se pueden deber al desconocimiento con exactitud de la fecha concreta de puesta en funcionamiento real (previamente se hizo una campaña de promoción).

Se han utilizado en este caso también tres series temporales de pernoctaciones de viajeros en establecimientos hoteleros desagregadas según el país de origen del viajero, es decir, número de pernoctaciones totales (VPTOT), de nacionales (VPNAC) y de extranjeros (VPEXT). Las tres series comprenden un periodo de doce años que abarcan el periodo entre enero de 1994 y febrero de 2006 lo que supone un total de 146 observaciones (véase *Gráfico 4.2*).

Gráfico 4.2. Series de pernoctaciones de la Ciudad de Valencia.



Fuente: Encuesta turística, de la Agencia Valenciana de Turismo.

Por último, en los casos en los que el efecto de los outliers sea significativo se realizará una estimación del impacto económico de los mismos.

4.3. Análisis del 11-M.

4.3.1. Resultados TRAMO/SEATS.

Estos modelos han sido seleccionados tras aplicar los criterios basados en la comparación del Criterio de Información Bayesiano (BIC) y la parsimonia de los mismos. En cuanto a la parsimonia, hay que tener en cuenta que se usa la especificación $RSA = 4$ o $RSA = 5$ en función de la significatividad del outlier en cuestión (véase apartado 3.2). Bajo estas líneas, se presenta la distribución de los modelos así como la identificación de outliers, por series y enfoques.

Tabla 4.1. Parámetro RSA utilizado.

NOMBRE	Enfoque I	Enfoque II (AO)	Enfoque III (LS)	Enfoque IV (TC)
MPTOT	RSA = 5	RSA = 5	RSA = 5	RSA = 5
MPNAC	RSA = 5	RSA = 5	RSA = 5	RSA = 5
MPEXT	RSA = 4	RSA = 4	RSA = 4	RSA = 4

Fuente: elaboración propia.

Tabla 4.2. Identificación de los modelos.

NOMBRE	Enfoque I	Enfoque II (AO)	Enfoque III (LS)	Enfoque IV (TC)
MPTOT	(0,1,1)(0,1,1)	(0,1,1)(0,1,1)	(0,1,1)(0,1,1)	(0,1,1)(0,1,1)
MPNAC	(1,0,1)(0,1,1)	(1,0,1)(0,1,1)	(1,0,0)(0,1,1)	(0,1,1)(0,1,1)
MPEXT	(0,1,1)(0,1,1)	(0,1,1)(0,1,1)	(0,1,1)(0,1,1)	(0,1,1)(0,1,1)

Fuente: elaboración propia.

Tabla 4.3. Detección de outliers.

MPTOT	01/00	10/01	08/02	11/03	03/04	05/04	09/04
Enfoque I	-	AO(-3.71)*	TC(3.46)*	-	-	AO(3.33)*	-
Enfoque II	-	AO(-3.68)*	TC(3.44)*	-	AO(-0.41)	AO(3.23)*	-
Enfoque III	-	AO(-4.21)*	TC(3.45)*	LS(3.17)*	LS(-1.70)***	AO(3.95)*	-
Enfoque IV	LS(4.46)*	AO(-5.28)*	TC(4.67)*	LS(4.75)*	TC(-1.79)***	AO(4.09)*	LS(3.86)*
MPNAC	01/00	10/01	08/02	11/03	03/04	05/04	10/04
Enfoque I	-	-	AO(4.84)*	-	-	LS(7.53)*	-
Enfoque II	-	-	AO(4.85)*	-	AO(0.27)	LS(7.00)*	-
Enfoque III	-	-	AO(4.10)*	-	LS(6.46)*	-	-
Enfoque IV	-	-	AO(5.43)*	-	TC(-0.96)	AO(3.91)*	AO(3.42)*
MPEXT	01/00	10/01	08/02	11/03	03/04	05/04	09/04
Enfoque I	-	-	-	-	-	-	-
Enfoque II	-	-	-	-	AO(-0.66)	-	-
Enfoque III	-	-	-	-	LS(-1.52)****	-	-
Enfoque IV	-	-	-	-	TC(-1.11)	-	-

T-ratios entre paréntesis.

* Significativo al 1%.

** Significativo al 5%.

*** Significativo al 10%.

**** Significativo al 20%.

No significativo en otro caso.

Fuente: Elaboración propia.

Tabla 4.4. Robustez de los resultados.

NOMBRE	EFECTO				SIGNIFICATIVIDAD			
	E.I.	E.II.	E.III.	E.IV.	E.I.	E.II.	E.III.	E.IV.
MPTOT	/	-	-	-	/	N	S	S
MPNAC	/	+	+	-	/	N	S	N
MPEXT	/	-	-	-	/	N	S	N

Nota:

❖ EFECTO: signo del coeficiente de la intervención; positivo (+); negativo (-) muy próximo a cero (0); y no se considera (/).

❖ SIGNIFICATIVIDAD: ver tabla anterior.

❖ E. I.: Enfoque I; E. II.: Enfoque II; E. III.: Enfoque III; E. IV.: Enfoque IV.

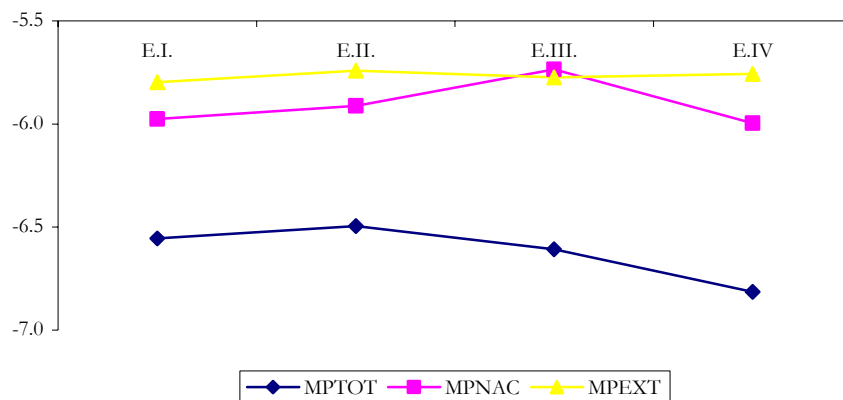
Fuente: elaboración propia.

Tabla 4.5. Evolución del estadístico BIC.

BIC	MPTOT				MPNAC				MPEXT			
	E.I.	E.II.	E.III.	E.IV.	E.I.	E.II.	E.III.	E.IV.	E.I.	E.II.	E.III.	E.IV.
Media	-6.55	-6.50	-6.61	-6.81	-5.98	-5.91	-5.74	-6.00	-5.80	-5.74	-5.77	-5.76

Fuente elaboración propia.

Gráfico 4.3. Evolución del estadístico BIC.



Fuente elaboración propia.

Aunque se representan en el mismo gráfico por simplicidad, los estadísticos de las tres series no son comparables entre sí puesto que, el BIC depende de las unidades de medida de las series temporales y estas son distintas en las tres series.

Como se puede ver en la *Tabla 4.2*, el “Modelo de Líneas Aéreas” es el más identificado con un 75 por ciento de las series. En cuanto a la variable de intervención correspondiente al 11-M, no es identificada por ninguna de las series en el Enfoque I. No obstante, se identifica un outlier positivo y de tipo aditivo en mayo de 2004 para la serie de pernoctaciones totales (MPTOT) que es del tipo cambio en nivel para la serie de pernoctaciones causadas por nacionales (MPNAC). Este outlier hay que relacionarlo de manera inequívoca con la Boda Real celebrada en la capital madrileña y que, por tanto, puede estar enmascarando el outlier correspondiente al 11-M. Para la serie de pernoctaciones totales de la Comunidad de Madrid (MPTOT), en el resto de enfoques el outlier correspondiente al 11-M presenta valor negativo, siendo significativo al 10 por ciento en los Enfoques III y IV, es decir cuando el outlier es del tipo cambio de nivel y cambio temporal. Para la serie de número de pernoctaciones causadas por nacionales (MPNAC), presenta un valor positivo y significativo al 1 por ciento en el Enfoque III, es decir, cuando el outlier es del tipo cambio de nivel. Este efecto y su signo se pueden deber como ya se ha comentado a la proximidad del enlace

real. Además, cuando aparece este outlier desaparece el cambio en nivel que aparecía de manera automática en mayor de 2004. Por su parte, para la serie de pernoctaciones de viajeros con residencia en el extranjero (MPEXT) se aprecia también un resultado significativo, aunque sólo al 80 por ciento, pero negativo para el Enfoque III. Este resultado sí sería más congruente con la evidencia empírica expuesta en los apartados anteriores. Todos los estadísticos habituales²⁵ y además, en todos los enfoques, son superados al 1% de confianza. En cuanto a la evolución del BIC, se aprecia gran volatilidad como se puede ver en el *Gráfico 4.2*.

²⁵ Estadísticos: Q, N, SK, Kur, QS, Q2, Runs (véase *Apéndice III*).

4.3.2. Resultados X12-ARIMA.

En cada análisis se siguen las mismas especificaciones que se usaron para las series generadas por tanto, hay que remitir al *apartado 3.3*. Así pues, los resultados son:

Tabla 4.6. Identificación de los modelos.

NOMBRE	Enfoque I	Enfoque II (AO)	Enfoque III (LS)	Enfoque IV (TC)
MPTOT	(0,1,2)(0,1,1)	(0,1,2)(0,1,1)	(0,1,2)(0,1,1)	(0,1,2)(0,1,1)
MPNAC	(0,1,1)(0,1,1)	(0,1,1)(0,1,1)	(3,1,1)(0,1,1)	(0,1,2)(0,1,1)
MPEXT	(2,1,2)(0,1,1)	(0,1,2)(0,1,1)	(0,1,1)(1,1,0)	(0,1,1)(1,1,0)

Fuente: elaboración propia.

Tabla 4.7. Detección de outliers.

MPTOT	09/01	10/01	08/02	03/04	05/04
Enfoque I	-	-	-	-	-
Enfoque II (AO)	-	-	-	AO(0.52)	-
Enfoque III (LS)	-	-	-	LS(0.47)	-
Enfoque IV (TC)	-	-	-	TC(-0.06)	-
MPNAC	09/01	10/01	08/02	03/04	05/04
Enfoque I	-	-	AO(4.91)*	-	LS(4.28)*
Enfoque II (AO)	-	-	AO(4.92)*	AO(0.79)	LS(4.35)*
Enfoque III (LS)	-	-	AO(4.75)*	LS(2.18)**	-
Enfoque IV (TC)	-	-	AO(4.79)*	TC(0.84)	LS(4.74)*
MPEXT	09/01	10/01	08/02	03/04	05/04
Enfoque I	LS(-5.12)*	-	-	-	-
Enfoque II (AO)	LS(-3.99)*	-	-	AO(-0.21)	-
Enfoque III (LS)	-	TC(-4.38)*	-	LS(-1.17)	-
Enfoque IV (TC)	-	TC(-4.37)*	-	TC(-0.74)	-

T-ratios entre paréntesis.

* Significativo al 1%.

** Significativo al 5%.

No significativo en otro caso.

Fuente: Elaboración propia.

Como se puede ver en la *Tabla 4.6*, el modelo identificado con mayor representatividad se corresponde con el modelo $ARIMA(0,1,2)(0,1,1)_{12}$ que supone el cincuenta por ciento de las series. La serie de número de pernoctaciones totales en la Comunidad de Madrid (MPTOT) es la única que mantiene el mismo modelo para los cuatro enfoques y es precisamente el mencionado.

En cuanto a la identificación de outliers, identifican outliers de manera natural la serie de pernoctaciones de viajeros causados por nacionales (MPNAC) y la de pernoctaciones de viajeros causados por extranjeros (MPEXT). En el primer caso, se corresponde con la observación agosto de 2002 al igual que en el análisis con TSW pero además, se añade un outlier en la observación equivalente a mayo de 2004 del tipo LS y con signo positivo. Este outlier hay que achacarlo de manera inequívoca al efecto que tuvo la celebración de los esponsales de su alteza real el Príncipe de Asturias en la capital madrileña. En cuanto a la otra serie, la serie de pernoctaciones causadas por extranjeros identifica un outlier del tipo LS y con signo negativo en la observación equivalente a septiembre de 2001. En cuanto a la variable de intervención, para la serie de pernoctaciones totales (MPTOT) el outlier no es significativo en ningún caso. Para la serie de pernoctaciones causadas por nacionales (MPNAC) el efecto es positivo y significativo para el Enfoque III. Como quiera que entonces desaparece el outlier equivalente a mayo de 2004, este resultado estaría enmascarando el suceso positivo posterior por lo que invalidaría los resultados. Por su parte, la serie de pernoctaciones de viajeros con residencia en el extranjero (MPEXT) muestra valores negativos y no significativos en todos los enfoques.

Tabla 4.8. Robustez de los resultados.

NOMBRE	EFECTO				SIGNIFICATIVIDAD			
	E.I.	E.II.	E.III.	E.IV.	E.I.	E.II.	E.III.	E.IV.
MPTOT	/	+	+	-	/	N	N	N
MPNAC	/	+	+	+	/	N	S	N
MPEXT	/	-	-	-	/	N	N	N

Nota:

- ❖ EFECTO: signo del coeficiente de la intervención; positivo (+); negativo (-) muy próximo a cero (0); y no se considera (/).
- ❖ SIGNIFICATIVIDAD: ver tabla anterior.
- ❖ E. I.: Enfoque I; E. II.: Enfoque II; E. III.: Enfoque III; E. IV.: Enfoque IV.

Fuente: elaboración propia.

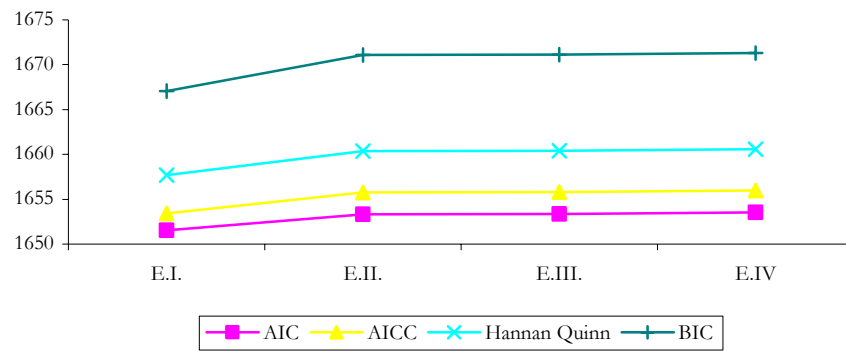
Tabla 4.9. Evolución de los estadísticos.

Media	MPTOT			
	Enfoque I	Enfoque II	Enfoque III	Enfoque IV
Log likelihood (L)	-818.8	-818.7	-818.7	-818.8
AIC	1.651.5	1.653.3	1.653.3	1.653.5
AICC	1.653.4	1.655.8	1.655.8	1.656.0
Hannan Quinn	1.657.7	1.660.4	1.660.4	1.660.6
BIC	1.667.1	1.671.1	1.671.1	1.671.3
Media	MPNAC			
	Enfoque I	Enfoque II	Enfoque III	Enfoque IV
Log likelihood (L)	-785.5	-785.2	-790.2	-784.9
AIC	1.587.0	1.588.5	1.602.4	1.589.7
AICC	1.589.5	1.591.6	1.607.1	1.593.6
Hannan Quinn	1.594.0	1.596.4	1.612.0	1.598.5
BIC	1.604.8	1.608.4	1.626.8	1.611.9
Media	MPEXT			
	Enfoque I	Enfoque II	Enfoque III	Enfoque IV
Log likelihood (L)	-776.8	-778.6	-782.2	-782.6
AIC	1.573.5	1.575.1	1.576.4	1.577.2
AICC	1.577.4	1.578.3	1.577.8	1.578.6
Hannan Quinn	1.582.3	1.583.1	1.581.7	1.582.5
BIC	1.595.7	1.595.1	1.589.7	1.590.5

Fuente elaboración propia.

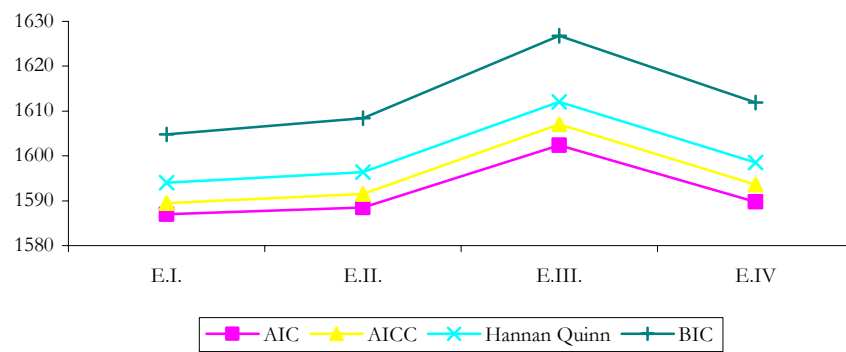
En cuanto a los estadísticos discriminantes, es decir, para los que no existe un valor crítico, para las series de pernoctaciones totales (MPTOT) y para la serie de pernoctaciones causadas por nacionales (MPNAC) los mejores resultados los proporciona el Enfoque I. Para la otra serie, los mejores resultados los proporciona el Enfoque III. Además, los tests Q, Geary y Kurtosis son superados al 1% de confianza por todas las series en todos los Enfoques, excepto el test de Kurtosis para la serie de pernoctaciones causadas por nacionales (MPNAC) en el Enfoque III.

Gráfico 4.4. Evolución de los estadísticos para la serie MPTOT.



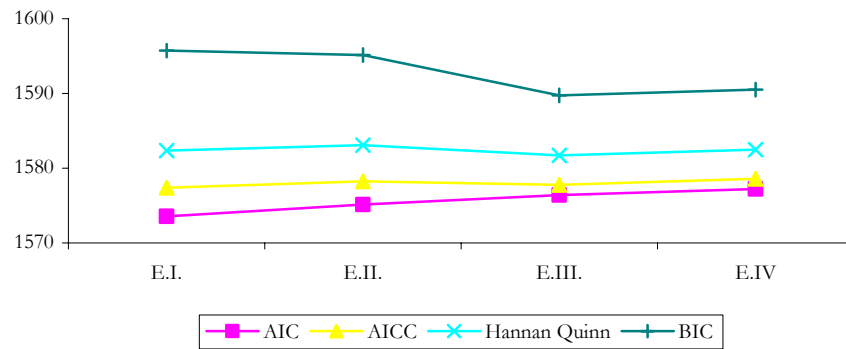
Fuente elaboración propia.

Gráfico 4.5. Evolución de los estadísticos para la serie MPNAC.



Fuente elaboración propia.

Gráfico 4.6. Evolución de los estadísticos para la serie MPEXT.



Fuente elaboración propia.

4.3.3. Comparación de resultados.

En primer lugar, hay que incidir sobre la identificación de los modelos, ya que, en para TSW el modelo con mayor representatividad es el “Modelo de Líneas Aéreas” con un 75 por ciento de la series mientras que para el X12 el modelo más representativo es el modelo ARIMA(0,1,2)(0,1,1)₁₂ con un 50 por ciento de las series.

Tabla 4.10. Identificación de los modelos.

MODELOS	Valor absoluto		Porcentaje	
	TSW	X12	TSW	X12
(0,1,1)(0,1,1)	9	2	75.0%	16.7%
(1,0,1)(0,1,1)	2	-	16.7%	
(1,0,0)(0,1,1)	1	-	8.3%	
(0,1,2)(0,1,1)	-	6	-	50.0%
(2,1,2)(0,1,1)	-	1	-	8.3%
(0,1,1)(1,1,0)	-	2	-	16.7%
(3,1,1)(0,1,1)	-	1	-	8.3%
<i>TOTAL</i>	12	12	100.0%	100.0%

Elaboración propia.

En segundo lugar y, teniendo en cuenta el criterio del BIC, los modelos ofrecidos por el TSW son superiores estadísticamente a los ofrecidos por el X12 (véase *Tabla 4.11*).

Tabla 4.11. Evolución del estadístico BIC.

BIC	MPTOT			
	Enfoque I	Enfoque II	Enfoque III	Enfoque IV
TSW	-319.25	-315.28	-325.25	-343.55
X12	1.667.07	1.671.07	1.671.1	1.671.29
BIC	MPNAC			
	Enfoque I	Enfoque II	Enfoque III	Enfoque IV
TSW	-275.84	-271.43	-255.63	-274.87
X12	1.604.77	1.608.43	1.626.76	1.611.92
BIC	MPEXT			
	Enfoque I	Enfoque II	Enfoque III	Enfoque IV
TSW	-255.5	-251.75	-254.43	-253.07
X12	1.595.74	1.595.12	1.589.74	1.590.53

❖ NOTA: El BIC del TSW ha sido recalculado mediante la fórmula del X12 (véase *Apéndice V*).
Elaboración propia.

Por último, en cuanto a la identificación de outliers hay que distinguir cada una de las series por separado:

- ❖ La serie de pernoctaciones totales de viajeros en Madrid (MPTOT): la variable de intervención en ambos casos muestra signo negativo. Además, el efecto es significativo en TSW para los Enfoques III y IV, mientras que para el X12 no es significativo en ningún caso.
- ❖ La serie de pernoctaciones de residentes nacionales en Madrid (MPNAC): en cuanto a la variable de intervención, en ambos casos es significativa en el Enfoque III con signo positivo. No obstante, como quiera que la introducción de la variable de intervención hace desaparecer el outlier de mayo de 2004 y debido a la proximidad de ambos, hay que interpretar más el signo positivo como efecto de la Boda Real que como reacción a los atentados. Por tanto, los sucesos del 11-M no han tenido efecto en las pernoctaciones de viajeros residentes en España en la Comunidad de Madrid o, en todo caso, han sido más que compensados por el efecto llamada de la Boda Real.
- ❖ Por último, para la serie de pernoctaciones de residentes extranjeros en Madrid (MPEXT) la variable de intervención, sólo es significativa para TSW en el Enfoque III con un 80 por ciento de confianza y con signo negativo.

En este caso no se realiza una estimación del impacto económico por el efecto no significativo del 11-M (negativo) con el que podríamos llamar “Efecto Boda Real” (positivo), ya que, los resultados no serían concluyentes.

4.4. Análisis del 11-S.

4.4.1. Resultados TRAMO/SEATS.

Los modelos han sido seleccionados tras aplicar los criterios basados en la comparación del Criterio de Información Bayesiano (BIC) y la parsimonia de los mismos. En cuanto a la parsimonia, hay que tener en cuenta que se usa la especificación $RSA = 4$ o $RSA = 5$ en función de la significatividad del outlier en cuestión (véase apartado 3.2). Bajo estas líneas, se presenta la distribución de los modelos así como la identificación de outliers, por series y enfoques.

Tabla 4.12. Parámetro RSA utilizado.

NOMBRE	Enfoque I	Enfoque II (AO)	Enfoque III (LS)	Enfoque IV (TC)
MPTOT	RSA = 4	RSA = 4	RSA = 4	RSA = 4
MPNAC	RSA = 4	RSA = 4	RSA = 4	RSA = 4
MPEXT	RSA = 5	RSA = 5	RSA = 5	RSA = 5

Fuente: elaboración propia.

Tabla 4.13. Identificación de los modelos.

NOMBRE	Enfoque I	Enfoque II (AO)	Enfoque III (LS)	Enfoque IV (TC)
MPTOT	(0,1,1)(0,1,1)	(0,1,1)(0,1,1)	(0,1,1)(0,1,1)	(0,1,1)(0,1,1)
MPNAC	(0,1,1)(0,1,1)	(0,1,1)(0,1,1)	(0,1,1)(0,1,1)	(0,1,1)(0,1,1)
MPEXT	(0,1,1)(0,1,1)	(0,1,1)(0,1,1)	(1,0,0)(0,1,1)	(1,0,0)(0,1,1)

Fuente: elaboración propia.

Tabla 4.14. Outliers.

MPTOT	09/01	10/01	08/02	09/03
Enfoque I	-	-	-	-
Enfoque II (AO)	AO(-0.58)	-	-	-
Enfoque III (LS)	LS(-2.68)*	-	-	-
Enfoque IV (TC)	TC(-3.90)*	-	AO(3.89)*	TC(-3.12)*
MPNAC	09/01	10/01	08/02	09/03
Enfoque I	-	-	AO(4.98)*	-
Enfoque II (AO)	AO(-0.18)	-	AO(4.95)*	-
Enfoque III (LS)	LS(-0.09)	-	AO(4.92)*	-
Enfoque IV (TC)	TC(-0.52)	-	AO(4.98)*	-
MPEXT	09/01	10/01	08/02	09/03
Enfoque I	-	-	-	
Enfoque II (AO)	AO(-0.28)	-	-	
Enfoque III (LS)	LS(-4.40)*	-	-	
Enfoque IV (TC)	TC(-3.54)*	-	-	

T-ratios entre paréntesis.

* Significativo al 1%.

No significativo en otro caso.

Fuente: Elaboración propia.

Tabla 4.15. Robustez de los resultados.

NOMBRE	EFEECTO				SIGNIFICATIVIDAD			
	E.I.	E.II.	E.III.	E.IV.	E.I.	E.II.	E.III.	E.IV.
MPTOT	/	-	-	-	/	N	S	S
MPNAC	/	+	-	-	/	N	N	N
MPEXT	/	-	-	-	/	N	S	S

Nota:

❖ EFECTO: signo del coeficiente de la intervención; positivo (+); negativo (-) muy próximo a cero (0); y no se considera (/).

❖ SIGNIFICATIVIDAD: ver tabla anterior.

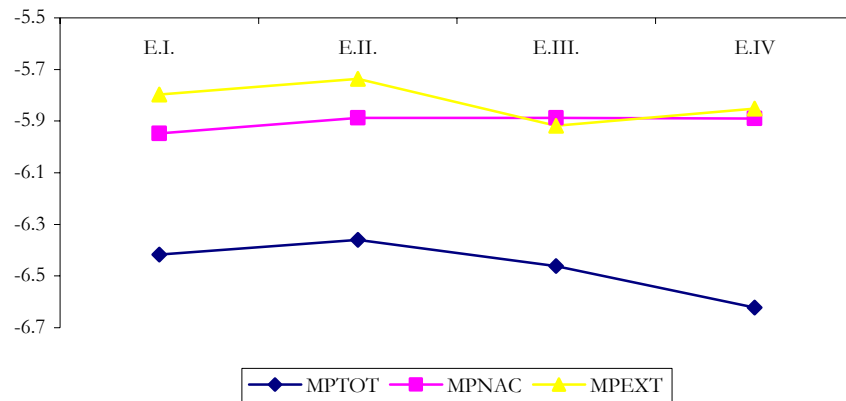
❖ E. I.: Enfoque I; E. II.: Enfoque II; E. III.: Enfoque III; E. IV.: Enfoque IV.

Fuente: elaboración propia.

Tabla 4.16. Evolución del estadístico BIC.

BIC	MPTOT				MPNAC				MPEXT			
	E.I.	E.II.	E.III.	E.IV.	E.I.	E.II.	E.III.	E.IV.	E.I.	E.II.	E.III.	E.IV.
Media	-6.42	-6.36	-6.46	-6.62	-5.95	-5.89	-5.89	-5.89	-5.80	-5.74	-5.92	-5.85

Fuente elaboración propia.

Gráfico 4.7. Evolución del estadístico BIC.

Fuente elaboración propia.

Como se puede observar en la *Tabla 4.15*, el “Modelo de Líneas Aéreas” es identificado en diez ocasiones por lo que es el más representativo con un 83.3 por ciento. En cuanto a la variable de intervención correspondiente al 11-S, no es identificada por ninguna de las series de manera automática, es decir, mediante el Enfoque I. Tanto para la serie de pernoctaciones totales (MPTOT) así como para la serie de viajeros con residencia en el extranjero (MPEXT) en los Enfoques III y IV, es decir, cuando el tipo de outlier identificado es cambio de nivel (LS) y/o cambio temporal (TC) la variable de intervención es significativa al 1 por ciento del nivel de confianza. Por lo tanto, los resultados en cuanto a la identificación de la variable de intervención no son robustos pero sí muy importantes para estas dos series. Todos los estadísticos habituales²⁶ y además, en todos los enfoques, son superados al 1% del nivel de confianza. En cuanto a la evolución del BIC, las variaciones son relevantes para los casos en que el outlier correspondiente al 11-S es significativo.

²⁶ Estadísticos: Q, N, SK, Kur, QS, Q2, Runs.

4.4.2. Resultados X12-ARIMA.

En cada análisis se siguen las mismas especificaciones que se usaron para las series generadas por tanto, hay que remitir al apartado 3.3. Así pues, los resultados son:

Tabla 4.17. Identificación de los modelos.

NOMBRE	Enfoque I	Enfoque II (AO)	Enfoque III (LS)	Enfoque IV (TC)
MPTOT	(0,1,2)(0,1,1)	(0,1,2)(0,1,1)	(0,1,1)(1,1,0)	(0,1,1)(1,1,0)
MPNAC	(0,1,1)(0,1,1)	(0,1,1)(0,1,1)	(0,1,1)(0,1,1)	(0,1,1)(0,1,1)
MPEXT	(2,1,2)(0,1,1)	(0,1,1)(0,1,1)	(0,1,1)(1,1,0)	(2,1,0)(0,1,1)

Fuente: elaboración propia.

Tabla 4.18. Outliers.

MPTOT	09/01	10/01	08/02	05/04
Enfoque I	-	-	-	-
Enfoque II (AO)	AO(-0.19)	-	-	-
Enfoque III (LS)	LS(-2.89)*	-	-	-
Enfoque IV (TC)	TC(-2.88)*	-	-	-
MPNAC	09/01	10/01	08/02	05/04
Enfoque I	-	-	AO(4.91)*	LS(4.28)*
Enfoque II (AO)	AO(-0.42)	-	AO(4.92)*	LS(4.32)*
Enfoque III (LS)	LS(-0.28)	-	AO(4.91)*	LS(4.25)*
Enfoque IV (TC)	TC(-0.90)	-	AO(4.96)*	LS(4.34)*
MPEXT	09/01	10/01	08/02	05/04
Enfoque I	LS(-5.12)*	-	-	-
Enfoque II (AO)	AO(-4.02)*	TC(-5.86)*	-	-
Enfoque III (LS)	LS(-4.76)*	-	-	-
Enfoque IV (TC)	TC(-4.47)*	TC(-4.23)*	-	-

T-ratios entre paréntesis.

* Significativo al 1%.

No significativo en otro caso.

Fuente: Elaboración propia.

Como se puede observar en la Tabla 4.17, el modelo identificado con mayor representatividad se corresponde con el “Modelo de Líneas Aéreas” que con cinco ocasiones supone el 41.7 por ciento. La serie de pernoctaciones causadas por nacionales es la única que mantiene el mismo modelo para los cuatro enfoques y es precisamente el mencionado.

En cuanto a la identificación de outliers, identifican outliers de manera natural la serie de pernoctaciones de viajeros causados por nacionales (MPNAC)

y la de pernoctaciones de viajeros causados por extranjeros (MPEXT). En el primero caso, se corresponde con la observación agosto de 2002 al igual que en el análisis con TSW pero además, se añade un outlier en la observación equivalente a mayo de 2004 del tipo LS y con signo positivo. Este outlier hay que achacarlo de manera inequívoca al efecto llamada que tuvo la celebración de los esponsales de su alteza real el Príncipe de Asturias en la capital madrileña. En cuanto a la serie de pernoctaciones causadas por extranjeros identifica un outlier del tipo LS y con signo negativo en la observación equivalente a septiembre de 2001, es decir, la variable de intervención correspondiente al 11-S. Para el resto de enfoques y para todos los demás casos el signo es negativo. Además, para la serie de pernoctaciones totales (MPTOT) el outlier es significativo en los Enfoques III y IV, es decir, cuando es del tipo LS y TC. Por su parte, la serie de pernoctaciones de viajeros con residencia en el extranjero (MPEXT) muestra valores significativos en todos los enfoques. Ello unido a que también lo identifica en el Enfoque I hace que los resultados sean robustos.

Tabla 4.19. Robustez de los resultados.

NOMBRE	EFECTO				SIGNIFICATIVIDAD			
	E.I.	E.II.	E.III.	E.IV.	E.I.	E.II.	E.III.	E.IV.
MPTOT	/	-	-	-	/	N	S	S
MPNAC	/	-	-	-	/	N	N	N
MPEXT	-	-	-	-	S	S	S	S

Nota:

- ❖ EFECTO: signo del coeficiente de la intervención; positivo (+); negativo (-) muy próximo a cero (0); y no se considera (/).
- ❖ SIGNIFICATIVIDAD: ver tabla anterior.
- ❖ E. I.: Enfoque I; E. II.: Enfoque II; E. III.: Enfoque III; E. IV.: Enfoque IV.

Fuente: elaboración propia.

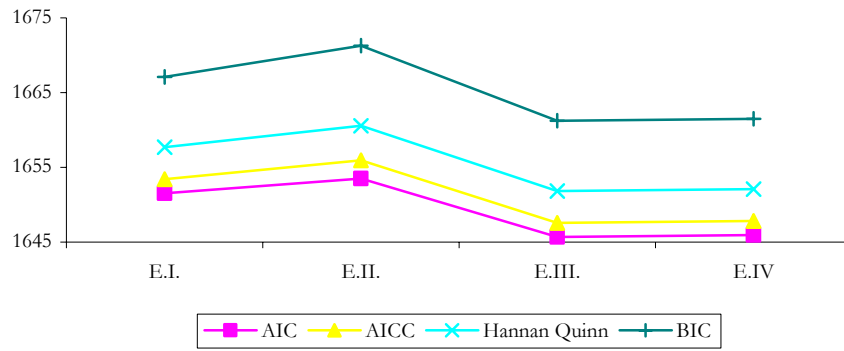
Tabla 4.20. Evolución de los estadísticos.

Media	MPTOT			
	Enfoque I	Enfoque II	Enfoque III	Enfoque IV
Log likelihood (L)	-818.8	-818.8	-815.9	-816
AIC	1.651.5	1.653.5	1.645.7	1.646.0
AICC	1.653.4	1.655.9	1.647.6	1.647.8
Hannan Quinn	1.657.7	1.660.5	1.651.9	1.652.1
BIC	1.667.1	1.671.3	1.661.2	1.661.5
Media	MPNAC			
	Enfoque I	Enfoque II	Enfoque III	Enfoque IV
Log likelihood (L)	-785.5	-785.4	-785.5	-785.1
AIC	1.587.0	1.588.8	1.588.9	1.588.2
AICC	1.589.5	1.591.9	1.592.0	1.591.3
Hannan Quinn	1.594.0	1.596.8	1.596.8	1.596.1
BIC	1.604.8	1.608.8	1.608.9	1.608.2
Media	MPEXT			
	Enfoque I	Enfoque II	Enfoque III	Enfoque IV
Log likelihood (L)	-776.8	-776.6	-781.6	-772.7
AIC	1.573.5	1.569.2	1.577.3	1.563.4
AICC	1.577.4	1.571.6	1.579.2	1.566.5
Hannan Quinn	1.582.3	1.576.2	1.583.5	1.571.3
BIC	1.595.7	1.586.9	1.592.8	1.583.4

Fuente elaboración propia.

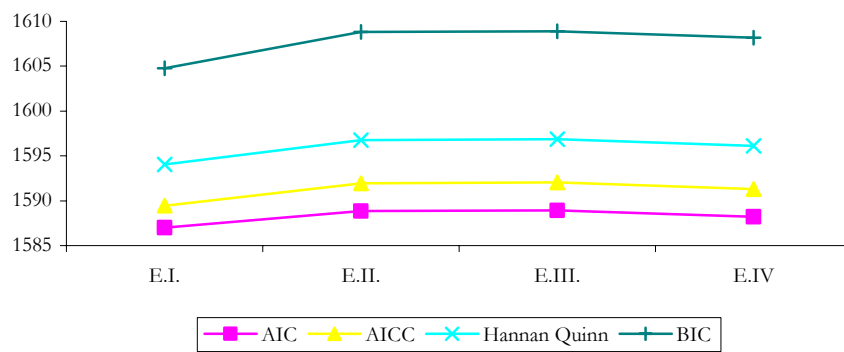
En cuanto a los estadísticos discriminantes, es decir, para los que no existe un valor crítico, para la serie de pernoctaciones totales (MPTOT) los mejores resultados los proporciona el Enfoque III. Para las otras dos series, los mejores resultados los proporciona el Enfoque IV. Además, los tests Q, Geary y Kurtosis son superados al 1% de confianza por todas las series en todos los Enfoques.

Gráfico 4.8. Evolución de los estadísticos para la serie MPTOT.



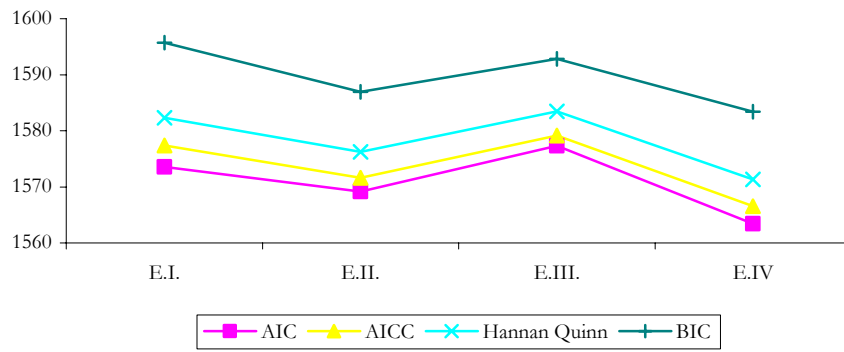
Fuente elaboración propia.

Gráfico 4.9. Evolución de los estadísticos para la serie MPNAC.



Fuente elaboración propia.

Gráfico 4.10. Evolución de los estadísticos para la serie MPEXT.



Fuente elaboración propia.

4.4.3. Comparación de resultados.

En primer lugar, hay que incidir sobre la identificación de los modelos, ya que, en ambos programas el modelo con mayor representatividad es el “Modelo de Líneas Aéreas” con un 83.3 y un 41.7 por ciento respectivamente.

Tabla 4.21. Identificación de los modelos.

MODELOS	Valor absoluto		Porcentaje	
	TSW	X12	TSW	X12
(0,1,1)(0,1,1)	10	5	83.3%	41.7%
(1,0,0)(0,1,1)	2	-	16.7%	-
(0,1,1)(1,1,0)	-	3	-	25.0%
(0,1,2)(0,1,1)	-	2	-	16.7%
(2,1,0)(0,1,1)	-	1	-	8.3%
(2,1,2)(0,1,1)	-	1	-	8.3%
<i>TOTAL</i>	12	12	100.0%	100.0%

Elaboración propia.

En segundo lugar y, teniendo en cuenta el criterio del BIC, los modelos ofrecidos por el TSW son superiores estadísticamente a los ofrecidos por el X12 (véase *Tabla 4.22*). En ambos casos los mejores resultados atendiendo al criterio del BIC los ofrecen los Enfoques III y IV para las series de pernoctaciones totales y pernoctaciones causadas por extranjeros. Para la primera serie serían ligeramente superiores los resultados ofrecidos por el Enfoque III, mientras que para la otra los del Enfoque IV. No obstante, estos resultados están muy próximos.

Tabla 4.22. Evolución del estadístico BIC.

BIC	MPTOT			
	Enfoque I	Enfoque II	Enfoque III	Enfoque IV
TSW	-306.43	-302.65	-310.86	-325.57
X12	1.667.07	1.671.26	1.661.24	1.661.49
BIC	MPNAC			
	Enfoque I	Enfoque II	Enfoque III	Enfoque IV
TSW	-275.84	-271.85	-271.47	-270.88
X12	1.604.77	1.608.82	1.608.91	1.608.18
BIC	MPEXT			
	Enfoque I	Enfoque II	Enfoque III	Enfoque IV
TSW	-255.5	-251.33	-269.64	-260.72
X12	1.595.74	1.586.94	1.592.84	1.583.4

❖ NOTA: El BIC del TSW ha sido recalculado mediante la fórmula del X12 (véase *Apéndice V*).
Elaboración propia.

Por último, en cuanto a la identificación de outliers hay que distinguir cada una de las series por separado:

- ❖ La serie de pernoctaciones totales de viajeros en Madrid (MPTOT): no se identifica ningún outlier de manera automática en ninguno de los dos programas. En cuanto a la variable de intervención en ambos casos el signo es negativo y el efecto es significativo para los Enfoques III y IV al 1 por ciento de confianza.
- ❖ La serie de pernoctaciones de residentes nacionales en Madrid (MPNAC): identifica de manera automática el outlier agosto de 2002 en ambos casos y caracterizado como un AO. Además, para el caso del X12, identifica un segundo outlier del tipo LS en la observación equivalente a mayo de 2004 que como se ha comentado anteriormente hay que identificar con la Boda Real. En cuanto a la variable de intervención, no es significativa en ninguno de los casos.
- ❖ Por último, la serie de pernoctaciones de residentes extranjeros en Madrid (MPEXT) identifica de manera automática el outlier septiembre de 2001 como un LS pero sólo por el X12. Además, para este programa los resultados son negativos y significativos en el resto de enfoques por lo que los resultados son robustos. Por el contrario, para TSW los resultados sólo son significativos en los Enfoques III y IV y también al 1 por ciento de confianza, lo cual corrobora los resultados obtenidos.

En este caso no se realiza una evaluación del impacto económico por carecer del tamaño muestral necesario (número de observaciones) para poder trabajar con los programas informáticos.

4.5. Análisis de la inauguración del Hemisférico.

4.5.1. Resultados TRAMO/SEATS.

Los modelos elegidos tras aplicar los criterios basados en la comparación del Criterio de Información Bayesiano (BIC) y la parsimonia de los mismos. En cuanto a la parsimonia, hay que tener en cuenta que se usa la especificación $RSA = 4$ o $RSA = 5$ en función de la significatividad del outlier en cuestión (véase apartado 3.2). Bajo estas líneas, se presenta la distribución de los modelos así como la identificación de outliers, por series y enfoques.

Tabla 4.23. Parámetro RSA utilizado.

NOMBRE	Enfoque I	Enfoque II (AO)	Enfoque III (LS)	Enfoque IV (TC)
VPTOT	RSA = 5	RSA = 5	RSA = 5	RSA = 5
VPNAC	RSA = 5	RSA = 5	RSA = 5	RSA = 5
VPEXT	RSA = 5	RSA = 5	RSA = 5	RSA = 5

Fuente: elaboración propia.

Tabla 4.24. Identificación de los modelos.

NOMBRE	Enfoque I	Enfoque II (AO)	Enfoque III (LS)	Enfoque IV (TC)
VPTOT	(0,1,1)(0,1,1)	(0,1,1)(0,1,1)	(0,1,1)(0,1,1)	(0,1,1)(0,1,1)
VPNAC	(2,1,0)(0,1,1)	(0,1,1)(0,1,1)	(0,0,0)(0,1,1)	(2,1,0)(0,1,1)
VPEXT	(0,1,1)(0,1,1)	(0,1,1)(0,1,1)	(0,1,1)(0,1,1)	(0,1,1)(0,1,1)

Fuente: elaboración propia.

Tabla 4.25. *Outliers.*

VPTOT	07/95	02/97	06/97	04/98	08/98	12/00	11/04
Enfoque I	-	-	-	-	AO(3.55)*	-	-
Enfoque II	-	-	-	AO(-0.94)	AO(3.50)*	-	-
Enfoque III	-	-	-	LS(-1.10)	AO(3.67)*	-	-
Enfoque IV	-	-	-	TC(-1.21)	AO(3.56)*	-	-
VPNAC	07/95	02/97	06/97	04/98	08/98	12/00	04/05
Enfoque I	AO(5.40)*	-	-	-	-	AO(3.82)*	-
Enfoque II	AO(4.74)*	-	-	AO(1.41)****	-	AO(3.60)*	-
Enfoque III	AO(4.37)*	-	-	LS(5.18)*	-	AO(3.84)*	LS(5.05)*
Enfoque IV	AO(5.85)*	AO(3.18)*	AO(3.48)*	TC(2.09)**	-	AO(4.05)*	-
VPEXT	07/95	02/97	06/97	04/98	08/98	12/00	11/04
Enfoque I	AO(4.12)*	-	-	-	AO(3.55)*	AO(3.49)*	TC(-3.83)*
Enfoque II	AO(4.10)*	-	-	AO(-0.13)	AO(3.53)*	AO(3.47)*	TC(-3.82)*
Enfoque III	AO(4.11)*	-	-	LS(0.37)	AO(3.43)*	AO(3.47)*	TC(-3.84)*
Enfoque IV	AO(4.11)*	-	-	TC(-0.42)	AO(3.56)*	AO(3.48)*	TC(-3.82)*

T-ratios entre paréntesis.

* Significativo al 1%.

** Significativo al 5%.

**** Significativo al 20%.

No significativo en otro caso.

Fuente: Elaboración propia.

Tabla 4.26. *Robustez de los resultados.*

NOMBRE	EFECTO				SIGNIFICATIVIDAD			
	E.I.	E.II.	E.III.	E.IV.	E.I.	E.II.	E.III.	E.IV.
VPTOT	/	-	-	-	/	N	N	N
VPNAC	/	+	+	+	/	S	S	S
VPEXT	/	-	+	-	/	N	N	N

Nota:

❖ EFECTO: signo del coeficiente de la intervención; positivo (+); negativo (-) muy próximo a cero (0); y no se considera (/).

❖ SIGNIFICATIVIDAD: ver tabla anterior.

❖ E. I.: Enfoque I; E. II.: Enfoque II; E. III.: Enfoque III; E. IV.: Enfoque IV.

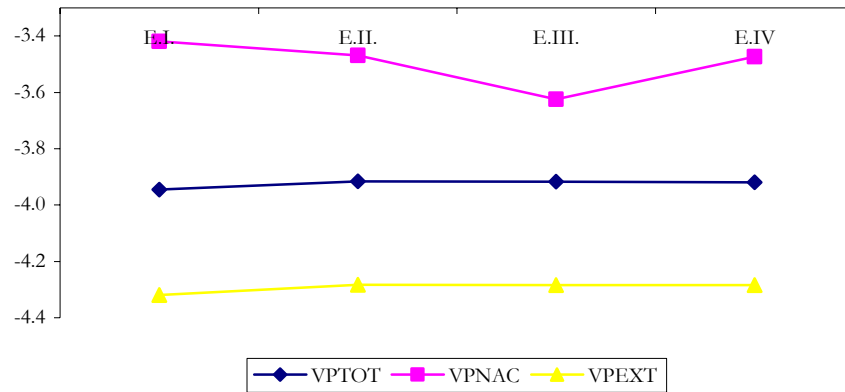
Fuente: elaboración propia.

Tabla 4.27. Evolución del estadístico BIC.

BIC	VPTOT				VPNAC				VPEXT			
	E.I.	E.II.	E.III.	E.IV	E.I.	E.II.	E.III.	E.IV	E.I.	E.II.	E.III.	E.IV
Media	-3.94	-3.91	-3.91	-3.91	-3.41	-3.46	-3.62	-3.47	-4.31	-4.28	-4.28	-4.28

Fuente elaboración propia.

Gráfico 4.11. Evolución del estadístico BIC.



Fuente elaboración propia.

A partir del análisis de las Tablas 4.23 a 4.27 se desprende que, el “Modelo de Líneas Aéreas” es identificado en nueve ocasiones por lo que es el más representativo con un 75.0 por ciento. En cuanto a la variable de intervención correspondiente a la inauguración del Hemisférico (abril de 1998), no es identificada por ninguna de las series de manera automática, es decir, mediante el Enfoque I. Para la serie de pernoctaciones causadas por nacionales (VPNAC) la variable muestra valores positivos en los Enfoques II, III y IV. Por lo tanto, los resultados en cuanto a la identificación de la variable de intervención son casi robustos. El enfoque con mayor significatividad es el Enfoque III, es decir, cuando la variable introducida es del tipo cambio en nivel con un 1 por ciento de significatividad. Todos los estadísticos habituales²⁷ y además, en todos los enfoques, son superados al 1% de confianza, excepto el test de Normalidad para la serie de pernoctaciones totales en la Ciudad de Valencia (VPTOT) en el Enfoque IV y, para la misma serie, el test de Kurtosis en los Enfoques II y IV. En cuanto a la evolución del BIC, mejora visiblemente en el Enfoque III para la serie de pernoctaciones causadas por nacionales en la Ciudad de Valencia (VPNAC) como se puede ver claramente en el Gráfico 4.11.

²⁷ Estadísticos: Q, N, SK, Kur, QS, Q2, Runs.

4.5.2. Resultados X12-ARIMA.

En cada análisis se siguen las mismas especificaciones que se usaron para las series generadas por tanto, hay que remitir al *apartado 3.3*. Así pues, los resultados son:

Tabla 4.28. Identificación de los modelos.

NOMBRE	Enfoque I	Enfoque II (AO)	Enfoque III (LS)	Enfoque IV (TC)
VPTOT	(0,1,1)(1,1,0)	(0,1,1)(1,1,0)	(0,1,1)(1,1,0)	(0,1,1)(1,1,0)
VPNAC	(0,1,1)(0,1,1)	(0,1,1)(0,1,1)	(3,1,1)(0,1,1)	(0,1,1)(0,1,1)
VPEXT	(0,1,1)(0,1,1)	(0,1,1)(0,1,1)	(0,1,1)(0,1,1)	(0,1,1)(0,1,1)

Fuente: elaboración propia.

Tabla 4.29. Outliers.

VPTOT	04/98	11/04	05/05	08/05	12/05
Enfoque I	-	-	-	-	-
Enfoque II (AO)	AO(-0.76)	-	-	-	-
Enfoque III (LS)	LS(-0.85)	-	-	-	-
Enfoque IV (TC)	TC(-1.16)	-	-	-	-
VPNAC	04/98	11/04	05/05	08/05	12/05
Enfoque I	-	-	LS(7.22)*	-	TC(-4.13)*
Enfoque II (AO)	AO(0.96)	-	LS(7.08)*	-	TC(-4.12)*
Enfoque III (LS)	LS(1.80)***	-	LS(7.92)*	-	TC(-4.47)*
Enfoque IV (TC)	TC(0.85)	-	LS(7.02)*	-	TC(-4.13)*
VPEXET	04/98	11/04	05/05	08/05	12/05
Enfoque I	-	TC(-4.49)*	-	TC(3.98)*	-
Enfoque II (AO)	AO(-0.37)	TC(-4.50)*	-	TC(3.98)*	-
Enfoque III (LS)	LS(0.27)	TC(-4.50)*	-	TC(3.99)*	-
Enfoque IV (TC)	TC(-0.47)	TC(-4.49)*	-	TC(3.99)*	-

T-ratios entre paréntesis.

* Significativo al 1%.

*** Significativo al 10%.

No significativo en otro caso.

Fuente: Elaboración propia.

Tabla 4.30. Robustez de los resultados.

NOMBRE	EFECTO				SIGNIFICATIVIDAD			
	E.I.	E.II.	E.III.	E.IV.	E.I.	E.II.	E.III.	E.IV.
VPTOT	/	-	-	-	/	N	N	N
VPNAC	/	+	+	+	/	N	S	N
VPEXT	/	-	+	-	/	N	N	N

Nota:

- ❖ EFECTO: signo del coeficiente de la intervención; positivo (+); negativo (-) muy próximo a cero (0); y no se considera (/).
- ❖ SIGNIFICATIVIDAD: ver tabla anterior.
- ❖ E. I.: Enfoque I; E. II.: Enfoque II; E. III.: Enfoque III; E. IV.: Enfoque IV.

Fuente: elaboración propia.

Tabla 4.31. Evolución de los estadísticos.

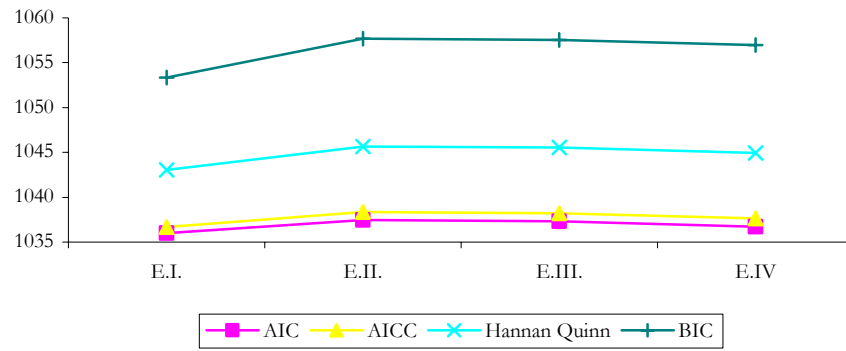
Media	VPTOT			
	Enfoque I	Enfoque II	Enfoque III	Enfoque IV
Log likelihood (L)	-512.0	-511.7	-511.7	-511.4
AIC	1.036.0	1.037.4	1.037.3	1.036.7
AICC	1.036.7	1.038.3	1.038.2	1.037.6
Hannan Quinn	1.043.0	1.045.7	1.045.5	1.044.9
BIC	1.053.3	1.057.7	1.057.6	1.057.0
Media	VPNAC			
	Enfoque I	Enfoque II	Enfoque III	Enfoque IV
Log likelihood (L)	-435.8	-435.3	-433.2	-435.4
AIC	887.5	888.7	890.5	888.9
AICC	888.7	890.1	893.1	890.3
Hannan Quinn	896.9	899.2	904.6	899.4
BIC	910.7	914.7	925.2	914.9
Media	VPEXT			
	Enfoque I	Enfoque II	Enfoque III	Enfoque IV
Log likelihood (L)	-529.9	-529.9	-529.9	-529.8
AIC	1.075.9	1.077.7	1.077.8	1.077.7
AICC	1.077.0	1.079.2	1.079.3	1.079.1
Hannan Quinn	1.085.3	1.088.3	1.088.4	1.088.2
BIC	1.099.0	1.103.8	1.103.8	1.103.7

Fuente elaboración propia.

Como se puede analizar a partir de las *Tablas 4.28 a 4.31*, el “Modelo de Líneas Aéreas” es identificado en siete ocasiones por lo que es el más representativo con un 58.3 por ciento. En cuanto a la variable de intervención correspondiente a la inauguración del Hemisférico (abril de 1998), no es identificada por ninguna de las series de manera automática, es decir, mediante el Enfoque I. Además, sólo muestra valores significativos en un único caso, para la serie de pernoctaciones causadas por nacionales (VPNAC), en el Enfoque III, con signo positivo y un diez por ciento de significatividad. Por lo tanto, la variable en cuestión sería caracterizada como un outlier cambio de nivel (LS).

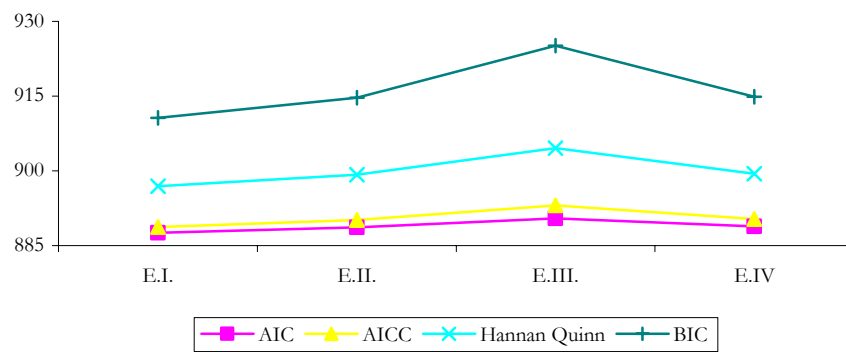
En cuanto a los estadísticos discriminantes, es decir, para los que no existe un valor crítico, vemos como empeora para la serie en el que la intervención es significativa en el Enfoque III. Para las otras dos series, los mejores resultados los proporciona el Enfoque I, empeorando ligeramente en los otros Enfoques. Además, los tests Q, Geary y Kurtosis son superados al 1% de confianza por todas las series en todos los Enfoques.

Gráfico 4.12. Evolución de los estadísticos para la serie VPTOT.



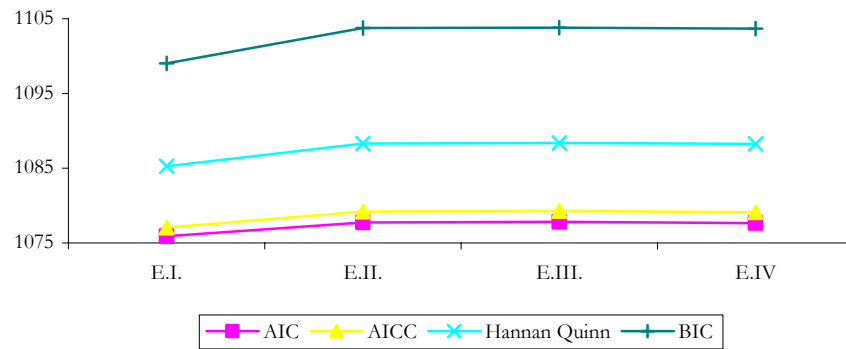
Fuente elaboración propia.

Gráfico 4.13. Evolución de los estadísticos para la serie VPNAC.



Fuente elaboración propia.

Gráfico 4.14. Evolución de los estadísticos para la serie VPEXT.



Fuente elaboración propia.

4.5.3. Comparación de resultados.

En primer lugar, hay que incidir sobre la identificación de los modelos, ya que, en ambos programas el modelo con mayor representatividad es el “Modelo de Líneas Aéreas” con un 78.0 y un 58.3 por ciento respectivamente.

Tabla 4.32. Identificación de los modelos.

MODELOS	Valor absoluto		Porcentaje	
	TSW	X12	TSW	X12
(0,1,1)(0,1,1)	9	7	75.0%	58.3%
(2,1,0)(0,1,1)	2	-	16.7%	-
(0,0,0)(0,1,1)	1	-	8.3%	-
(0,1,1)(1,1,0)	-	4	-	33.3%
(3,1,1)(0,1,1)	-	1	-	8.3%
<i>TOTAL</i>	12	12	100.0%	100.0%

Elaboración propia.

En segundo lugar y, teniendo en cuenta el criterio del BIC, los modelos ofrecidos por el TSW son superiores estadísticamente a los ofrecidos por el X12 (véase *Tabla 4.33*). En ambos casos los mejores resultados atendiendo al criterio del BIC los ofrece el Enfoque I. El Enfoque III, muestra los peores resultados en todos los casos. No obstante, estos resultados están muy próximos.

Tabla 4.33. Evolución del estadístico BIC.

BIC	VPTOT			
	Enfoque I	Enfoque II	Enfoque III	Enfoque IV
TSW	-176.68	-172.85	-173.03	-173.40
X12	1.053.34	1.057.67	1.057.55	1.056.96
BIC	VPNAC			
	Enfoque I	Enfoque II	Enfoque III	Enfoque IV
TSW	-100.89	-108.10	-134.88	-110.32
X12	910.67	914.67	925.16	914.87
BIC	VPEXT			
	Enfoque I	Enfoque II	Enfoque III	Enfoque IV
TSW	-232.83	-228.01	-228.13	-228.16
X12	1.099.00	1.103.75	1.103.82	1.103.67

❖ NOTA: El BIC del TSW ha sido recalculado mediante la fórmula del X12 (véase *Apéndice V*).
Elaboración propia.

Por último, en cuanto a la identificación de outliers hay que distinguir cada una de las series por separado:

- ❖ La serie de pernoctaciones totales de viajeros en la Ciudad de Valencia (VPTOT): la variable de intervención no ofrece resultados significativos en ningún Enfoque para ambas metodologías (TSW y X12).
- ❖ La serie de pernoctaciones de residentes nacionales en la Ciudad de Valencia (VPNAC): para el programa TSW la variable de intervención es significativa en los Enfoques II, III y IV, por tanto, presenta valores casi robustos, siendo la mejor opción atendiendo a los diversos criterios, la ofrecida por el Enfoque III, es decir, cuando el outlier es del tipo cambio de nivel (LS), ya que, es significativo al 1 por ciento. Por su parte, para el X12 también es significativo para el Enfoque III pero baja la significatividad hasta el 10 por ciento. En ningún caso es significativo para el Enfoque I.
- ❖ Por último, la serie de pernoctaciones de residentes extranjeros en la Ciudad de Valencia (VPEXT) no identifica significativamente el outlier abril de 1998 mediante ningún Enfoque para ninguna de las dos metodologías (TSW y X12).

4.5.4. Impacto económico.

Con el fin de evaluar el impacto económico de la inauguración del Hemisférico, se van a presentar los resultados obtenidos a partir de la serie de pernoctaciones causadas por los turistas nacionales en la Ciudad de Valencia (VPNAC). Para ello, se usa la serie desde enero de 1994 hasta marzo de 1998, un periodo antes de la inauguración del Hemisférico (abril de 1998) y se realizan predicciones de la serie bajo el supuesto de no existencia del Hemisférico. Una vez obtenidas las predicciones, son sustraídas a los datos de la serie real los resultados deben ser positivos puesto que el outlier es positivo y la diferencia obtenida durante el periodo estimado es el número de pernoctaciones ganadas gracias a este evento. Se realiza la estimación durante todo el horizonte temporal ya que, el outlier identificado es un cambio de nivel (LS) por lo que su efecto es permanente.

En la *Tabla 4.34* se presentan numéricamente los resultados de la estimación. El efecto positivo estimado se traduce en un aumento en las pernoctaciones de un millón y medio de ellas en el periodo considerado. Teniendo en cuenta que el gasto medio diario por viajero con destino a la Comunidad Valenciana es de 63.70 €, el impacto positivo supone un beneficio de casi cien millones de euros en el periodo considerado. En los *Gráficos 4.15 y 4.16* se representan gráficamente la serie real u original y la serie estimada. En el *Gráfico 4.15* se puede ver todo el periodo mientras que en el *Gráfico 4.16* se representa únicamente el intervalo para el cual se realiza el ejercicio de predicción. Como se puede observar en los gráficos, la serie estimada siempre presenta valores menores que la serie real.

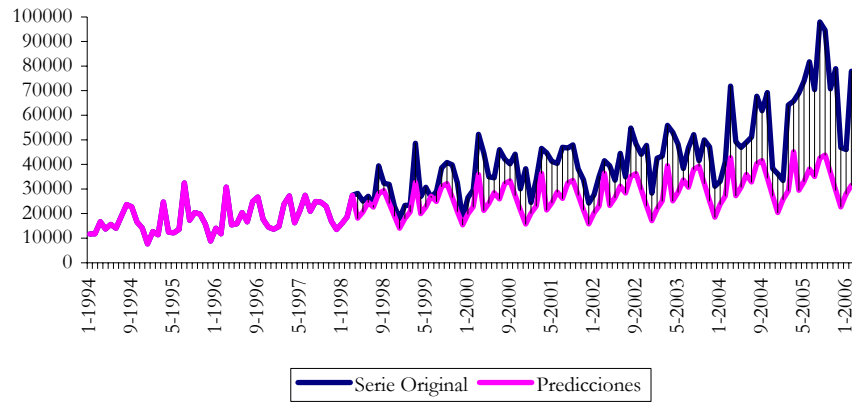
Tabla 4.34. Estimación del impacto económico.

SERIE	Nº PERNOCTACIONES	GASTO MEDIO DIARIO	GASTO TOTAL
VPNAC	1.519.924	63.70 €	96.819.151.14 €

Nota: año 2005.

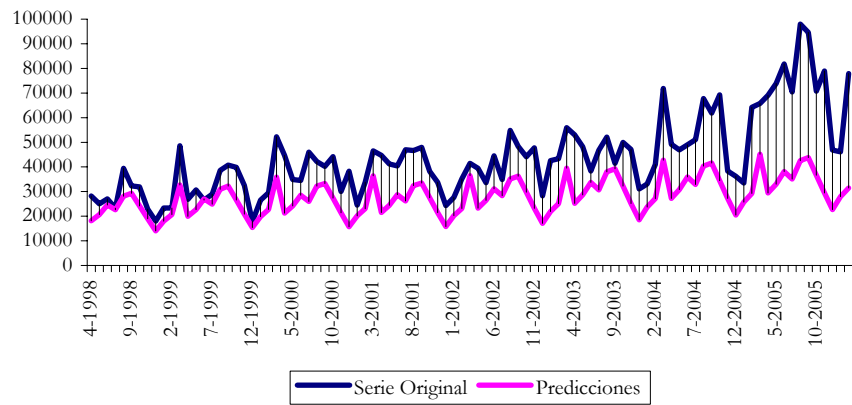
Fuente: elaboración propia e Instituto de Estudios Turísticos (IET). Ministerio de Industria.

Gráfico 4.15. Evolución de la serie VPNAC para toda la muestra.



Fuente: elaboración propia.

Gráfico 4.16. Evolución de la serie VPNAC en el tramo afectado por el outlier.



Fuente: elaboración propia.

4.6. Análisis de la inauguración del Oceanográfico.

4.6.1. Resultados TRAMO/SEATS.

Estos modelos han sido seleccionados tras aplicar los criterios basados en la comparación del Criterio de Información Bayesiano (BIC) y la parsimonia de los mismos. En cuanto a la parsimonia, hay que tener en cuenta que se usa la especificación $RSA = 4$ o $RSA = 5$ en función de la significatividad del outlier en cuestión (véase apartado 3.2). Bajo estas líneas, se presenta la distribución de los modelos así como la identificación de outliers, por series y enfoques.

Tabla 4.35. *Parámetro RSA utilizado.*

NOMBRE	Enfoque I	Enfoque II (AO)	Enfoque III (LS)	Enfoque IV (TC)
VPTOT	RSA = 5	RSA = 5	RSA = 5	RSA = 5
VPNAC	RSA = 5	RSA = 5	RSA = 5	RSA = 5
VPEXT	RSA = 5	RSA = 5	RSA = 5	RSA = 5

Fuente: elaboración propia.

Tabla 4.36. *Identificación de los modelos.*

NOMBRE	Enfoque I	Enfoque II (AO)	Enfoque III (LS)	Enfoque IV (TC)
VPTOT	(0,1,1)(0,1,1)	(0,1,1)(0,1,1)	(0,1,1)(0,1,1)	(0,1,1)(0,1,1)
VPNAC	(2,1,0)(0,1,1)	(0,1,1)(0,1,1)	(0,1,1)(0,1,1)	(0,1,1)(0,1,1)
VPEXT	(0,1,1)(0,1,1)	(0,1,1)(0,1,1)	(0,1,1)(0,1,1)	(0,1,1)(0,1,1)

Fuente: elaboración propia.

Tabla 4.37. Outliers.

VPTOT	07/95	08/98	12/00	02/03	11/04
Enfoque I	-	AO(3.55)*	-	-	-
Enfoque II (AO)	-	AO(3.53)*	-	AO(-0.01)	-
Enfoque III (LS)	-	AO(3.48)*	-	LS(2.10)**	-
Enfoque IV (TC)	-	AO(3.51)*	-	TC(1.19)	-
VPNAC	07/95	08/98	12/00	02/03	11/04
Enfoque I	AO(5.40)*	-	AO(3.82)*	-	-
Enfoque II (AO)	AO(4.69)*	-	AO(3.56)*	AO(0.43)	-
Enfoque III (LS)	AO(4.71)*	-	AO(3.61)*	LS(-1.19)	-
Enfoque IV (TC)	AO(4.69)*	-	AO(3.56)*	TC(0.21)	-
VPEXT	07/95	08/98	12/00	02/03	11/04
Enfoque I	AO(4.12)*	AO(3.55)*	AO(3.49)*	-	TC(-3.83)*
Enfoque II (AO)	AO(4.11)*	AO(3.54)*	AO(3.47)*	AO(0.16)	TC(-3.81)*
Enfoque III (LS)	AO(4.14)*	AO(3.56)*	AO(3.46)*	LS(1.52)****	TC(-3.97)*
Enfoque IV (TC)	AO(4.16)*	AO(3.57)*	AO(3.48)*	TC(1.46)****	TC(-3.91)*

T-ratios entre paréntesis.

* Significativo al 1%.

** Significativo al 5%.

**** Significativo al 20%.

No significativo en otro caso.

Fuente: Elaboración propia.

Tabla 4.38. Robustez de los resultados.

NOMBRE	EFECTO				SIGNIFICATIVIDAD			
	E.I.	E.II.	E.III.	E.IV.	E.I.	E.II.	E.III.	E.IV.
VPTOT	/	-	+	+	/	N	S	N
VPNAC	/	+	-	+	/	N	N	N
VPEXT	/	+	+	+	/	N	S	S

Nota:

❖ EFECTO: signo del coeficiente de la intervención; positivo (+); negativo (-) muy próximo a cero (0); y no se considera (/).

❖ SIGNIFICATIVIDAD: ver tabla anterior.

❖ E. I.: Enfoque I; E. II.: Enfoque II; E. III.: Enfoque III; E. IV.: Enfoque IV.

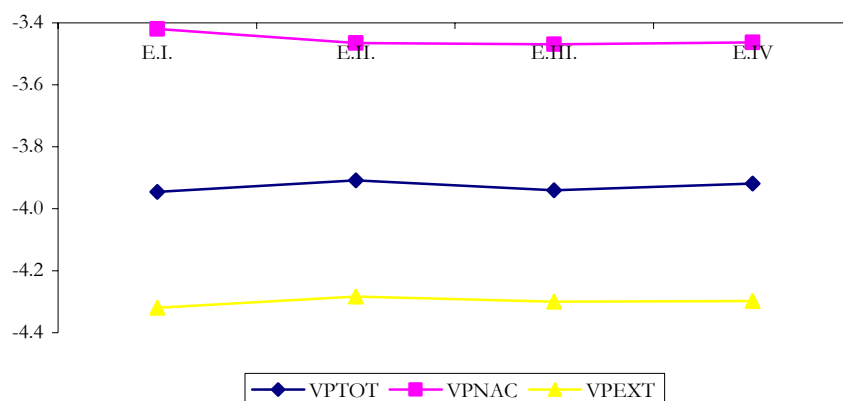
Fuente: elaboración propia.

Tabla 4.39. Evolución del estadístico BIC.

BIC	VPTOT				VPNAC				VPEXT			
	E.I.	E.II.	E.III.	E.IV.	E.I.	E.II.	E.III.	E.IV.	E.I.	E.II.	E.III.	E.IV.
Media	-3.94	-3.90	-3.94	-3.91	-3.41	-3.46	-3.46	-3.46	-4.31	-4.28	-4.30	-4.29

Fuente elaboración propia.

Gráfico 4.17. Evolución del estadístico BIC.



Fuente elaboración propia.

Como se puede ver en las *Tablas 4.36 a 4.39*, el “Modelo de Líneas Aéreas” es identificado en once ocasiones por lo que es el más representativo con un 91.7 por ciento. En cuanto a la variable de intervención correspondiente a la inauguración del Oceanográfico (febrero de 2003), no es identificada por ninguna de las series de manera automática, es decir, mediante el Enfoque I. Para la serie de pernoctaciones totales (VPTOT) la variable muestra valor positivo en el Enfoques III con un 5 por ciento de significatividad. Por su parte, la serie de pernoctaciones causadas por nacionales (VPNAC), no muestra ningún valor positivo en ninguno de los enfoques. Por último, para la serie de pernoctaciones causadas por extranjeros (VPEXT), la variable muestra valores positivos y significativos en los Enfoques III y IV aunque sólo al veinte por ciento de significatividad. Por tanto, parece que la inauguración del Oceanográfico ha tenido un impacto positivo que se correspondería con un outlier del tipo cambio de nivel (LS), por lo que sus efectos serían permanentes, es decir, ha habido un cambio en la pauta de las pernoctaciones de carácter indefinido. Todos los estadísticos habituales²⁸ y además, en todos los enfoques, son superados al 1% de confianza excepto el test de Kurtosis en los Enfoques III y IV para la serie de pernoctaciones totales (VPTOT). En cuanto a la evolución del BIC, presenta un comportamiento relativamente estable para cada serie entre los distintos enfoques.

²⁸ Estadísticos: Q, N, SK, Kur, QS, Q2, Runs.

4.6.2. Resultados X12-ARIMA.

En cada análisis se siguen las mismas especificaciones que se usaron para las series generadas por tanto, hay que remitir al apartado 3.3. Así pues, los resultados son:

Tabla 4.40. Identificación de los modelos.

NOMBRE	Enfoque I	Enfoque II (AO)	Enfoque III (LS)	Enfoque IV (TC)
VPTOT	(0,1,1)(1,1,0)	(0,1,1)(1,1,0)	(0,1,1)(1,1,0)	(0,1,1)(1,1,0)
VPNAC	(0,1,1)(0,1,1)	(0,1,1)(0,1,1)	(3,1,1)(0,1,1)	(0,1,1)(0,1,1)
VPEXT	(0,1,1)(0,1,1)	(0,1,1)(0,1,1)	(0,1,2)(0,1,1)	(3,1,1)(0,1,1)

Fuente: elaboración propia.

Tabla 4.41. Outliers.

VPTOT	02/03	11/04	05/05	07/05	08/05	12/05
Enfoque I	-	-	-	-	-	-
Enfoque II (AO)	AO(0.00)	-	-	-	-	-
Enfoque III (LS)	LS(4.18)*	-	-	LS(4.90)*	-	-
Enfoque IV (TC)	TC(1.60)****	-	-	-	-	-
VPNAC	02/03	11/04	05/05	07/05	08/05	12/05
Enfoque I	-	-	LS(7.22)*	-	-	TC(-4.13)*
Enfoque II (AO)	AO(-0.22)	-	LS(7.23)*	-	-	TC(-4.13)*
Enfoque III (LS)	LS(-0.68)	-	LS(7.13)*	-	-	TC(-4.51)*
Enfoque IV (TC)	TC(-0.25)	-	LS(7.25)*	-	-	TC(-4.13)*
VPEXT	02/03	11/04	05/05	07/05	08/05	12/05
Enfoque I	-	TC(-4.49)*	-	-	TC(3.98)*	-
Enfoque II (AO)	AO(-0.16)	TC(-4.49)*	-	-	TC(3.98)*	-
Enfoque III (LS)	LS(2.48)**	TC(-4.68)*	-	-	TC(4.37)*	-
Enfoque IV (TC)	TC(1.56)****	TC(-4.55)*	-	-	TC(3.89)*	-

T-ratios entre paréntesis.

* Significativo al 1%.

** Significativo al 5%.

**** Significativo al 20%.

No significativo en otro caso.

Fuente: Elaboración propia.

Tabla 4.42. Robustez de los resultados.

NOMBRE	EFECTO				SIGNIFICATIVIDAD			
	E.I.	E.II.	E.III.	E.IV.	E.I.	E.II.	E.III.	E.IV.
VPTOT	/	+	+	+	/	N	S	S
VPNAC	/	-	-	-	/	N	N	N
VPEXT	/	-	+	+	/	N	S	S

Nota:

- ❖ EFECTO: signo del coeficiente de la intervención; positivo (+); negativo (-) muy próximo a cero (0); y no se considera (/).
- ❖ SIGNIFICATIVIDAD: ver tabla anterior.
- ❖ E. I.: Enfoque I; E. II.: Enfoque II; E. III.: Enfoque III; E. IV.: Enfoque IV.

Fuente: elaboración propia.

Tabla 4.43. Evolución de los estadísticos.

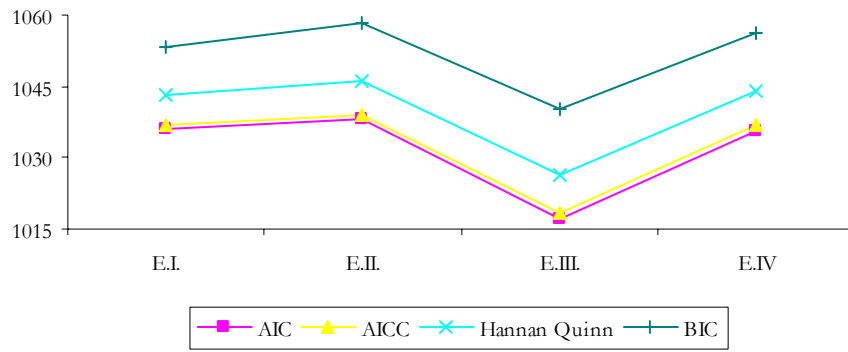
Media	VPTOT			
	Enfoque I	Enfoque II	Enfoque III	Enfoque IV
Log likelihood (L)	-512.0	-512.0	-500.6	-510.9
AIC	1.036.0	1.038.0	1.017.2	1.035.8
AICC	1.036.7	1.038.9	1.018.3	1.036.7
Hannan Quinn	1.043.0	1.046.3	1.026.6	1.044.0
BIC	1.053.3	1.058.3	1.040.3	1.056.0
Media	VPNAC			
	Enfoque I	Enfoque II	Enfoque III	Enfoque IV
Log likelihood (L)	-435.8	-435.7	-434.5	-435.7
AIC	887.5	889.5	893.1	889.5
AICC	888.7	891.0	895.7	890.9
Hannan Quinn	896.9	900.1	907.2	900.1
BIC	910.7	915.5	927.7	915.5
Media	VPEXT			
	Enfoque I	Enfoque II	Enfoque III	Enfoque IV
Log likelihood (L)	-529.9	-529.9	-527.3	-528.8
AIC	1.075.9	1.077.9	1.074.6	1.081.5
AICC	1.077.0	1.079.3	1.076.4	1.084.1
Hannan Quinn	1.085.3	1.088.4	1.086.3	1.095.6
BIC	1.099.0	1.103.9	1.103.5	1.116.2

Fuente elaboración propia.

Como se puede ver en las *Tablas 4.40 a 4.43*, el “Modelo de Líneas Aéreas” es identificado en cinco ocasiones por lo que es el más representativo con un 41.7 por ciento. En cuanto a la variable de intervención correspondiente a la inauguración del Oceanográfico (febrero de 2003), no es identificada por ninguna de las series de manera automática, es decir, mediante el Enfoque I. Para la serie de pernoctaciones totales (VPTOT), muestra resultados significativos para los Enfoque III y IV, con signo positivo y al 1 y 20 por ciento respectivamente. Por lo tanto, la variable en cuestión sería caracterizada como un outlier cambio en nivel (LS). Por el contrario, la serie de pernoctaciones causadas por nacionales (VPNAC) no muestra valores significativos en ninguno de los Enfoques. Por último, la serie de pernoctaciones causadas por extranjeros (VPEXT), muestra signo positivo y significativo en los Enfoques III y IV, al igual que la serie de pernoctaciones totales (VPTOT), pero baja al 5 y 20 por ciento respectivamente.

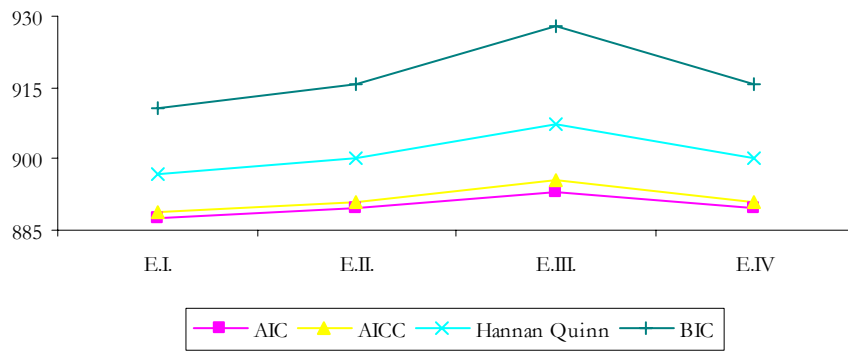
En cuanto a los estadísticos discriminantes, es decir, para los que no existe un valor crítico, vemos como mejora ostensiblemente en las series en las que la intervención es significativa en el Enfoque III. Para la otra serie, los mejores resultados los proporciona el Enfoque I, empeorando ligeramente en los otros enfoques. Además, los tests Q, Geary y Kurtosis son superados al 1% de confianza por todas las series en todos los enfoques.

Gráfico 4.18. Evolución de los estadísticos para la serie VPTOT.



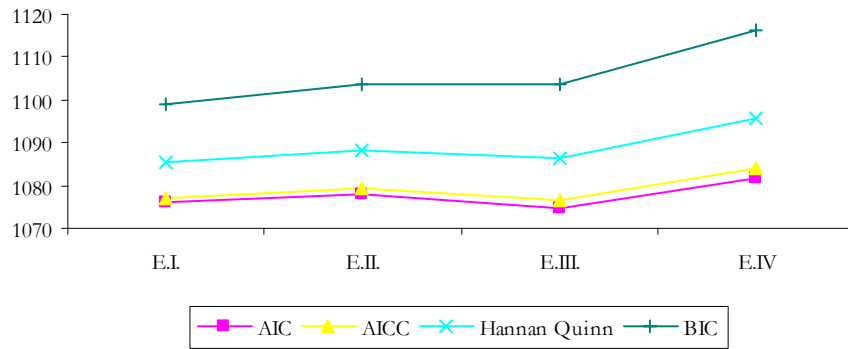
Fuente elaboración propia.

Gráfico 4.19. Evolución de los estadísticos para la serie VPNAC.



Fuente elaboración propia.

Gráfico 4.20. Evolución de los estadísticos para la serie VPVREXEH.



Fuente elaboración propia.

4.6.3. Comparación de resultados.

En primer lugar, hay que incidir sobre la identificación de los modelos, ya que, en ambos programas el modelo con mayor representatividad es el “Modelo de Líneas Aéreas” con un 66.7 y un 41.7 por ciento respectivamente.

Tabla 4.44. Identificación de los modelos.

MODELOS	Valor absoluto		Porcentaje	
	TSW	X12	TSW	X12
(0,1,1)(0,1,1)	8	5	66.7%	41.7%
(0,1,2)(0,1,1)	4	1	33.3%	8.3%
(0,1,1)(1,1,0)	-	4	-	33.3%
(3,1,1)(0,1,1)	-	2	-	16.7%
<i>TOTAL</i>	12	12	100.0%	100.0%

Elaboración propia.

En segundo lugar y, teniendo en cuenta el criterio del BIC, los modelos ofrecidos por el TSW son superiores estadísticamente a los ofrecidos por el X12 (véase *Tabla 4.45*). Atendiendo al criterio del BIC los mejores resultados para la serie de pernoctaciones totales (VPTOT) los ofrece el Enfoque II para TSW y el Enfoque III para el X12. Para la serie de pernoctaciones causadas por nacionales (VPNAC) los mejores resultados los ofrece, en ambos casos, el Enfoque I. Por último, para la serie de pernoctaciones causadas por extranjeros (VPEXT), los mejores resultados los ofrecen los Enfoques II y I respectivamente.

Tabla 4.45. Evolución del estadístico BIC.

BIC	VPTOT			
	Enfoque I	Enfoque II	Enfoque III	Enfoque IV
TSW	-176.68	-171.82	-176.50	-173.36
X12	1.053.34	1.058.27	1.040.28	1.056.02
BIC	VPNAC			
	Enfoque I	Enfoque II	Enfoque III	Enfoque IV
TSW	-100.89	-107.60	-108.09	-107.31
X12	910.67	915.51	927.75	915.50
BIC	VPEXT			
	Enfoque I	Enfoque II	Enfoque III	Enfoque IV
TSW	-232.83	-227.97	-230.49	-230.11
X12	1.099.00	1.103.87	1.103.49	1.116.20

❖ NOTA: el BIC del TSW ha sido recalculado mediante la fórmula del X12 (véase *Apéndice V*).
Elaboración propia.

Por último, en cuanto a la identificación de outliers hay que distinguir cada una de las series por separado:

- ❖ La serie de pernoctaciones totales de viajeros en la Ciudad de Valencia (VPTOT): la variable de intervención ofrece resultados significativos y positivos en el Enfoque III para TSW y en los Enfoques III y IV para el X12. Atendiendo a la significatividad y los estadísticos el mejor resultado sería el proporcionado por el Enfoque III, es decir, cuando el outlier es del tipo cambio de nivel (LS).
- ❖ La serie de pernoctaciones de residentes nacionales causadas en la Ciudad de Valencia (VPNAC): no muestra resultados significativos en ninguno de los enfoques ni para ninguno de los programas.
- ❖ Por último, la serie de pernoctaciones de residentes extranjeros en la Ciudad de Valencia (VPEXT) no identifica el outlier abril de 1998 mediante el Enfoque I para ninguno de los dos programas. Para el programa TSW el outlier en cuestión es significativo en los Enfoques III y IV, pero con una significatividad del 20 por ciento en ambos casos. Por su parte, para el X12 es significativo en los Enfoques III y IV con signo positivo con una significatividad del 5 y el 20 por ciento respectivamente. Al igual que para la serie de pernoctaciones totales (VPTOT) el mejor modelo sería el ofrecido por el Enfoque III.

4.6.4. Impacto económico.

Con el fin de evaluar el impacto económico de la inauguración del Oceanográfico, se va a usar la serie de pernoctaciones totales (VPTOT). Se usa esta serie en lugar de la serie de pernoctaciones caudas por extranjeros (VPEXT) porque presenta resultados que son significativos a un porcentaje mayor y porque abarca a esta última. Para ello, se usa la serie desde enero de 1994 hasta enero de 2003, un periodo antes de la inauguración del Oceanográfico (febrero de 2003) y se realizan predicciones. Como quiera que el programa TSW sólo proporciona dos años de predicciones, habrá que realizar predicciones sucesivas sobre las predicciones obtenidas. En total, se encadenan dos predicciones. Por tanto, los resultados estarán ligeramente sesgados puesto que se parte de estimaciones y no de datos reales. Una vez obtenidas las predicciones, son sustraídas a los datos de la serie real que deben ser positivos puesto que el outlier es positivo y la diferencia obtenida durante el periodo estimado es el número de pernoctaciones ganadas gracias a este evento. Se realiza la estimación durante todo el periodo disponible porque el outlier identificado es del tipo cambio de nivel (LS) por lo que su efecto es permanente.

En la *Tabla 4.46* se presentan numéricamente los resultados de la estimación. El efecto positivo estimado se traduce en un aumento en las pernoctaciones de medio millón de ellas en el periodo considerado. Teniendo en cuenta que el gasto medio diario por viajero con destino en la Comunidad Valenciana es de 63.70 €, el impacto positivo supone un beneficio de treinta y dos millones de euros en el periodo considerado. En los *Gráficos 4.21 y 4.22* se representan gráficamente la serie real u original y la serie estimada. En el *Gráfico 4.21* se puede ver todo el periodo mientras que en el *Gráfico 4.22* se representa únicamente el intervalo para el cual se realiza el ejercicio de predicción. Como se puede ver en los gráficos, en algunas ocasiones la serie estimada presenta valores superiores a los de la serie real pero, en conjunto, el resultado es inferior al proporcionado por la serie original.

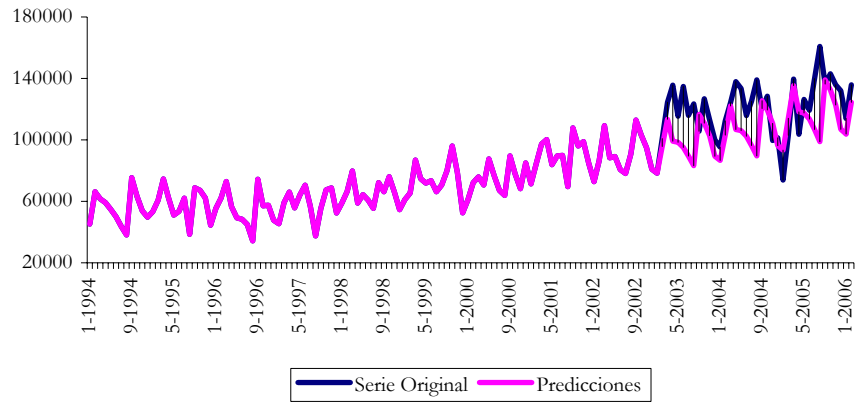
Tabla 4.46. Estimación del impacto económico.

SERIE	Nº PERNOCTACIONES	GASTO MEDIO DIARIO	GASTO TOTAL
VPTOT	506.267	63.70 €	32.249.224.01 €

Nota: año 2005.

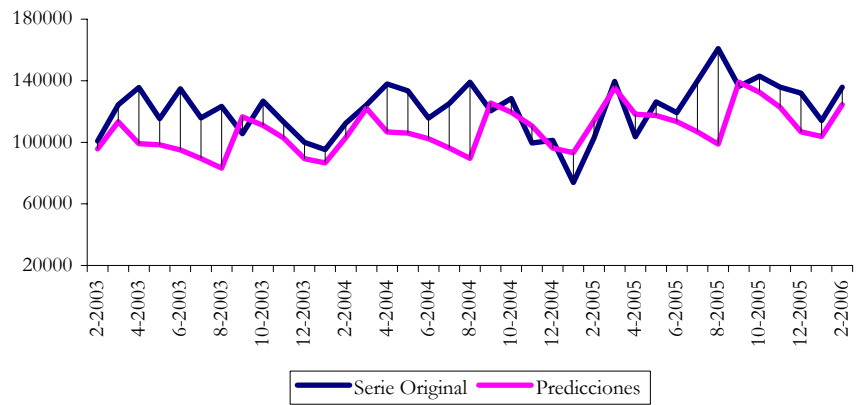
Fuente: elaboración propia e Instituto de Estudios Turísticos (IET). Ministerio de Industria.

Gráfico 4.21. Evolución de la serie VPNAC para toda la muestra.



Fuente: elaboración propia.

Gráfico 4.22. Evolución de la serie VPNAC en el tramo afectado por el outlier.



Fuente: elaboración propia.

5. Conclusiones.

Los outliers en el análisis de series temporales denotan observaciones atípicas que, hablando en general, no pueden ser explicadas por el modelo ARIMA y violan sus subyacentes supuestos de normalidad. Como los modelos ARIMA utilizados frecuentemente en series temporales están diseñados para recoger la información de procesos que tienen una cierta homogeneidad, los outliers y los cambios estructurales influyen en la eficiencia y la bondad del ajuste de dichos modelos.

Siguiendo el trabajo seminal de Fox (1972), han sido propuestos cuatro diferentes tipos de outliers, junto con diversos procedimientos para detectarlos. Los cuatro tipos de outliers que se han considerado en la literatura son: el outlier aditivo (AO), el cambio de nivel (LS), el cambio temporal (TC) y el outlier innovacional (OI).

Con el fin de estudiar los distintos procedimientos de identificación de outliers se han generado nueve mil series ruido blanco simuladas a partir de una función generadora de datos aleatorios, lo cual, constituye un experimento de Monte Carlo. El elevado número de series estudiadas es el resultado de considerar tres modelos distintos y, a su vez, con una longitud de las series distinta en cada caso (60, 120 y 300 observaciones). Además, se va a forzar la presencia de los tres tipos de outliers (AO, LS, TC) con tres niveles de intensidad del impacto. No tiene la misma importancia un outlier al inicio que al final del periodo muestral. En este caso, se ha decidido estudiar el impacto de un outlier cuando tiene incidencia al final del periodo. Para cada uno de estos casos concretos se han estudiado un total de cien series.

El presente estudio ha realizado una comparación entre las metodologías seguidas en los programas TRAMO/SEATS y el X12-ARIMA. Ambos programas son usados por muchas instituciones financieras, oficinas estadísticas, y otras muchas agencias económicas tanto dentro como fuera de Europa, en

ambos casos para el tratamiento y análisis en profundidad de series importantes. Por lo tanto, las nueve mil series se han analizado con ambos programas.

El mayor problema de la comparación de ambos programas radica en los diferentes estadísticos facilitados por cada uno de los programas. No obstante, se ha hecho un esfuerzo para que esto sea posible. El programa TRAMO/SEATS es mucho más manejable y amigable debido a su entorno Windows (TSW) y permite hacer comparaciones entre series. Por el contrario, el programa X12-ARIMA resulta mucho más complejo por su arcaico funcionamiento en sistema DOS y no realiza comparaciones entre series. Por lo que se refiere a resultados, el programa TRAMO/SEATS ofrece mejores resultados para aquellas series que siguen el “Modelo de Líneas Aéreas”. En el otro extremo, el programa X12-ARIMA se comporta mejor para series que no siguen este modelo y, sobre todo, en series cortas o de 60 observaciones. En cuanto a identificación de outliers, el TRAMO/SEATS identifica siempre mayor número de outliers y su número máximo también es mayor. Por último, en cuanto a la identificación de la variable de intervención, ambos programas lo hacen de manera muy similar. Por tanto, en cuanto a uso y manejo hay que recomendar la metodología propuesta en el programa TRAMO/SEATS y en cuanto a comportamiento estadístico ambos programas realizan un trabajo similar y muy satisfactorio.

A partir del análisis de las nueve mil series de referencia se pueden extraer los siguientes resultados generales:

- ❖ Las series generadas siguiendo el Modelo 1, es decir, el “Modelo de Líneas Aéreas” son las que presentan un mejor comportamiento estadístico respecto a los resultados.
- ❖ Por el contrario, las series generadas siguiendo el Modelo 3 son las que presentan un peor comportamiento estadístico en los resultados.
- ❖ Teniendo en cuenta el tamaño muestral, las series más cortas o de sesenta observaciones son las que se comportan mejor.
- ❖ Por el contrario, las series más largas, es decir, las de trescientas observaciones son las que presentan mayor variabilidad en cuanto al comportamiento de los estadísticos.
- ❖ Las series que presentan la intervención en forma de outlier son estadísticamente peores que las series originales libres de la intervención.
- ❖ En general, las series que peor se comportan son aquellas en las que se introduce un outlier del tipo LS y ello debido a que su efecto es permanente.
- ❖ El modelo más identificado con ambos programas es el “Modelo de Líneas Aéreas” con un 74.2% y un 40.8% para el TSW y para el X12 respectivamente. El número es tan alto para el caso del TSW porque en las series de 60 observaciones se toma este modelo por defecto.
- ❖ El número medio de outliers por serie es superior en el caso del TSW con un valor de 2.9 frente a 1.9 del X12. Además, el número máximo de outliers identificados en una serie también es muy superior con 30 frente a 15.

- ❖ El número total de outliers también es superior para el programa TSW con once mil outliers más que los que identifica el X12.
- ❖ Las series con intervención representan el 90% del total de las series. A medida que aumenta el tamaño de la muestra, las series identifican más el outlier introducido. Así, ambos programas identifican el outlier en aproximadamente un 98% de los casos. El programa X12 supera un poco al programa TSW porque en las series de 60 observaciones presenta un comportamiento mejor frente a un comportamiento similar para el resto.
- ❖ El Criterio de Información Bayesiano (BIC) presenta unos resultados abrumadoramente superiores para el caso del TSW.
- ❖ En cuanto al test Q de Ljung-Box, es superado por el 94.7% de las series para el caso del TSW frente al 93.3% del X12. Esta tendencia se constata en todos los casos.
- ❖ En cuanto a los test de normalidad, el test N para TSW es superado por el 87.8 por ciento de las series mientras que el test de G&K es superado por el 92.4 por ciento de las series. Como el test de G&K está formado por los resultados conjuntos de los tests de Geary y Kurtosis, se utiliza el peor valor de ambos tests porque sólo es necesario que uno sea significativo para invalidar los supuestos de normalidad.

A modo de resumen en las *Tablas 5.1, 5.2 y 5.3* se presenta de manera esquemática el programa que ofrece mejores resultados tanto a nivel global como por modelos y observaciones, para ello se sombrea únicamente la casilla del programa que ofrece mejores resultados. El programa TSW ofrece mejores resultados de manera global, así como para los Modelos 1 y 2, y los tamaños muestrales de sesenta y ciento veinte observaciones. Por su parte, el programa X12 ofrece mejores resultados para el Modelo 3 y el tamaño muestral de trescientas observaciones.

Tabla 5.1. Resultado global.

PROGRAMA	RESULTADO GLOBAL
TSW	
X12	

Fuente: elaboración propia.

Tabla 5.2. Resultado global según modelo generado.

PROGRAMA	MODELO 1	MODELO 2	MODELO 3
TSW			
X12			

Fuente: elaboración propia.

Tabla 5.3. Resultado global según tamaño muestral.

PROGRAMA	60 OBSERVACIONES	120 OBSERVACIONES	300 OBSERVACIONES
TSW			
X12			

Fuente: elaboración propia.

Por lo que respecta a los resultados cuando se trabaja con series reales donde se trata de analizar la incidencia del shock provocado por los acontecimientos del 11-M, con los atentados en diversas estaciones de tren de Madrid, sobre la actividad turística en dicha Comunidad Autónoma. Para ello se realiza un estudio detallado de las pernoctaciones totales de viajeros en establecimientos hoteleros según el país de procedencia, es decir, nacionales y extranjeros.

El marco teórico utilizado se inspira en los trabajos de Enders et al. (1992) y Drakos & Kutan (2001), mientras que la metodología utilizada se inspira en el análisis de series temporales, en concreto se sigue la propuesta de A. Maravall y V. Gómez (1996). Así mismo, el trabajo se pormenoriza con el análisis de los distintos segmentos turísticos según la procedencia ó país de origen.

Como evidencia empírica se estudia otro hecho extraordinario de repercusión internacional, los acontecimientos del 11-S, con los atentados a la Torres Gemelas de Nueva York.

Así mismo, del estudio detallado de los modelos estimados con series reales se llega a los siguientes resultados:

- ❖ En primer lugar, hay que incidir sobre la identificación de los modelos que difiere, ya que, en el TSW el modelo con mayor representatividad es el “Modelo de Líneas Aéreas” en la totalidad de series y/o enfoques. Por contra para el X12, sólo supone el 16.7% de las series. Esto confirma lo observados con series simuladas.
- ❖ La serie de pernoctaciones totales de viajeros en Madrid (MPTOT): no identifica ningún outlier de manera automática en ninguno de los dos programas. En cuanto a la variable de intervención en ambos casos el signo es negativo y el efecto es significativo para el TSW al 10 por ciento en los Enfoques III y IV.
- ❖ La serie de pernoctaciones de residentes nacionales en Madrid (MPNAC): identifica de manera automática un outlier del tipo LS en la observación equivalente a mayo de 2004 que como se ha comentado anteriormente hay que identificar con la Boda Real. En cuanto a la variable de intervención, en ambos casos es significativa en el Enfoque III con signo positivo. No obstante, como quiera que la introducción de la variable de intervención hace desaparecer el outlier de mayo de 2004 y debido a la proximidad de ambos, hay que interpretar más el signo positivo como efecto de la Boda Real que como reacción a los atentados. Por tanto, los sucesos del 11-M no han tenido

efecto en las pernoctaciones de viajeros residentes en España en la Comunidad de Madrid o, en todo caso, han sido más que compensados por el efecto de la Boda Real.

- ❖ Por último, la serie de pernoctaciones de residentes extranjeros en Madrid (MPEXT) identifica de manera automática el outlier septiembre de 2001 como un LS pero sólo por el X12. Ello es resultado del impacto internacional que el 11-S tuvo y que por el tipo de outlier es de carácter permanente. En cuanto a la variable de intervención, es significativa al 20 por ciento y con signo negativo para el TSW.

En general, los acontecimientos del 11-M no han tenido incidencia significativa sobre el conjunto de los flujos turísticos totales en la Comunidad de Madrid. Aunque es cierto que la variable de intervención en el Enfoque III, es decir, de tipo LS se identifica de manera significativa por ambos modelos con signo positivo, la existencia tan cercana del outlier en la observación mayo de 2004 puede enmascarar los resultados. Por lo tanto, no se puede afirmar que los acontecimientos del 11-M tuvieran algún efecto en las series de pernoctaciones de viajeros en la Comunidad de Madrid ya sean positivos o negativos. Además, el hecho de que Madrid sea la capital de España hace que atraiga una demanda de pernoctaciones de viajeros inelástica debido a la presencia de las oficinas centrales de muchas empresas y las delegaciones diplomáticas. No se trata de un turismo estacional si no más bien viajes en función de condiciones laborales. Lo que sí es claro y se puede afirmar es que la Boda Real causa un outlier del tipo LS y con signo positivo en la capital de España. Por su parte, hay que destacar el efecto negativo del outlier identificado en la observación septiembre de 2001, es decir, el 11-S para las pernoctaciones de extranjeros. Esto da pie a la incidencia del impacto internacional de un atentado terrorista de tal magnitud ya no sobre el país destinatario de la acción sino sobre terceros países y que ha sido planteado previamente en la evidencia empírica (véase *apartado 4.1*).

Por su parte, cuando se analizan los efectos del 11-S sobre el turismo en la Comunidad de Madrid se obtienen resultados significativos y negativos tanto para la serie total como para la serie de viajeros extranjeros en ambos programas. Además, en el caso de la serie de viajeros extranjeros (MPEXT) para el caso del X12 los resultados son robustos por lo que el efecto ha sido claramente negativo. Por tanto, en este caso el X12 realiza mejor el análisis que el TSW y ello puede deberse al distinto tratamiento de efecto día laborable por el distinto calendario utilizado.

A continuación se estudian las series reales de pernoctaciones de la Ciudad de Valencia pero analizando dos sucesos positivos como son la inauguración de dos edificios emblemáticos del complejo de la Ciudad de las Artes y la Ciencias como son el Hemisférico y el Oceanográfico.

Para el primer caso, la inauguración del Hemisférico en abril de 1998 se obtienen resultados positivos en ambos programas para la serie de

pernoctaciones causadas por turistas nacionales (VPNAC). Para el programa TSW es significativo en los Enfoques II, III y IV mientras que, para el programa X12 lo es únicamente para el Enfoque III. Por tanto, la inauguración del Hemisférico ha tenido un efecto positivo y permanente que ha supuesto un impacto económico que se traduce en un aumento de las pernoctaciones de un millón y medio de viajeros con un beneficio de casi cien millones de euros.

Para el caso de la inauguración del Oceanográfico en febrero de 2003 se obtienen resultados positivos y significativos en ambos casos tanto para la serie de pernoctaciones totales (VPTOT) como para la serie de pernoctaciones causadas por extranjeros (VPEXT). Para ambos programas los mejores resultados los ofrece el Enfoque III como en el caso anterior. De esta manera, la inauguración del Oceanográfico ha tenido un efecto positivo y permanente que se traduce en un aumento de las pernoctaciones de medio millón de viajeros con un beneficio de treinta millones de euros.

En resumen, la apertura del Hemisférico ha tenido un impacto positivo sobre las pernoctaciones de viajeros nacionales en la Ciudad de Valencia mientras que la apertura del Oceanográfico ha tenido un impacto positivo tanto sobre la serie de pernoctaciones totales como sobre la serie de viajeros extranjeros en la Ciudad de Valencia. Por lo tanto, podemos considerar estos dos eventos como complementarios en el mercado turístico de la ciudad de Valencia.

A modo de resumen, en la *Tabla 5.4* se presentan los resultados obtenidos para las diversas series reales analizadas. En dicha tabla se presentan únicamente los resultados significativos así como su signo, el porcentaje de significatividad, la serie en cuestión, así como el programa usado y el suceso objeto de análisis. Excepto en el 11-M, ambos programas presenta comportamientos similares en la identificación del outlier en cuestión. Sólo hay un caso robusto y es el que se obtiene mediante el análisis de las pernoctaciones causas por extranjeros en la Comunidad de Madrid por parte del X12 cuando el suceso objeto de análisis es el 11-S.

Tabla 5.4. Resumen de resultados para las series reales.

SUCESO	PROGRAMA	SERIE	ENFOQUE	SIGNO	SIGNIFICATIVIDAD
11-M	TSW	MPTOT	III, IV	-	10%
		MPNAC	III	+	1%
		MPEXT	III	-	20%
	X12	MPEXT	III	+	5%
11-S	TSW	MPTOT	III, IV	-	1%
		MPEXT	III, IV	-	1%
	X12	MPTOT	II, IV	-	1%
		MPEXT	I, II, III, IV	-	1%
HEMISFÉRICO	TSW	VPNAC	II, III, IV	+	20%, 1%, 5%
	X12	VPNAC	III	+	10%
OCEANOGRÁFICO	TSW	VPTOT	III	+	5%
		VPEXT	III, IV	+	20%
	X12	VPTOT	III, IV	+	1%, 20%
		VPEXT	III, IV	+	5%, 20%

Fuente: elaboración propia.

6. Referencias bibliográficas.

- Abraham, B. y Box, G. E. P. (1979): *“Bayesian Analysis of Some Outlier Problems in Time Series”*; *Biométrica*, 66, 229-236.
- Agencia Tributaria (1999): *“Coyuntura Económica y Recaudación Tributaria en el Tercer Trimestre de 1999”*; Nota de Coyuntura 4/99, Madrid: Agencia Tributaria.
- Agencia Valenciana de Turismo (2003): *“La Comunidad Valenciana en la Prensa Internacional”*; CD 2003.
- Analistas Financieros Internacionales (1998): *“Informe Mensual”*; Junio 1998, Madrid: Analistas Financieros Internacionales (boletín mensual).
- Arthur Andersen (1999): *“Economic impact study of the Sydney 2000 Olympic Games”*; Executive Summary, enero 1999.
- Australian Tourism Commission (2001): *“Informe sobre la estrategia de turismo para los Juegos Olímpicos de la ATC”*; www.atc.net.
- Ayuntamiento de Bilbao (2005): *“Bilbao y la Agenda 21”*; Plan de Acción 2005-2008, Diagnóstico Línea Estratégica 6, www.agenda21bilbao.net.
- Ayuntamiento de Valencia (2003): *“Anuario Estadístico 2002”*; www.valencia.es.
- Aznar, A. y Trivez, F. J. (1993): *“Métodos de Predicción en Economía II: Análisis de Series Temporales”*; *Ariel Economía*, 327-344.

- Bach, G. L., Cagan, P. D., Friedman, M., Hildreth, C. G., Modigliani, F., y Okun, A. (1976): *Improving the Monetary Aggregates: Report of the Advisory Comité on Monetary Statistics*; Washington, DC: Board of Governors of the Federal Reserve System.
- Balchin, S. (1995): *A description of the Seasonal Adjustment Methods X11, X11-ARIMA, X12-ARIMA, GLAS, STL, SEATS, STAMP and microCAPTAIN*; (For the GSS Seasonal Adjustment Taskforce) Central Statistical Office.
- Banca d'Italia (1999): *Supplementi al Bollettino Statistico*; Note metodologiche e información statistiche, IX, 35, July 1999; Roma: Banca d'Italia.
- Banco de España (1993): *La Desestacionalización de los Agregados Monetarios en 1993*; Boletín Económico, Febrero 1993, Madrid: Banco de España.
- Banco de Reserva de El Salvador (1998): *Boletín Económico* (boletín mensual); Noviembre 1998.
- Banco Santander Central Hispano (2000): *Indicador de Actividad de la Economía Española*; Servicio de Estudios.
- Banque Nationale de Belgique (2001): *TRAMO-SEATS: Développement par Composantes Reutilisables*; by Jean Palate, Cellule R&D, Dep. de Statistique, mayo 2001.
- Barnett, V. y Lewis, T. (1984): *Outliers in Statistical Data*; John Wiley & Sons, Nueva York.
- Bell, W. R. (1983): *A Computer Program for Detecting Outliers in Time Series*; Proceedings of the American Statistical Association, Business and Economic Statistics Section, 634-639.
- Bell, W. R. (1995): *Seasonality Adjustment to Facilitate Forecasting. Arguments for Not Revising Seasonally Adjusted Data*; Proceedings of the American Statistical Association, Business and Economic Statistics Section.
- Bell, W. R. (1999): *An Overview of regARIMA Modeling*; forthcoming Research Report, Statistical Research Division, U. S. Census Bureau.
- Bell, W. R. y Hillmer, S. C. (1984): *Issues involved with the Seasonal Adjustment of Economic Time Series*; Journal of Business and Economic Statistics 2, 291-320.

- Bell, W. R. y Hillmer, S. C. (1991): "Initializing the Kalman Filter for Nonstationary Time Series Models"; *Journal of Time Series Analysis* 12, 283-300.
- Bigné, E., Sánchez, I. y Sánchez, J. (2001): "Tourism image, evaluation variables and after purchase behaviour: inter-relationship". *Tourism Management*, n° 22, pp. 607-616.
- Botargues, P. y Pecar, M. (2000): "Desestacionalización de las Series Macroeconómicas: Oferta y Demanda Globales"; Dirección Nacional de Cuentas Nacionales, Instituto Nacional de Estadística y Censos, Ministerio de Economía y Producción de la República Argentina (MECON), noviembre 2002.
- Box, G. E. P. y Jenkins, G. M. (1970): "Time Series Analysis: Forecasting and Control"; San Francisco: Holden-Day.
- Box, G. E. P. y Tiao, G. C. (1975): "Intervention Analysis with Applications to Economic and Environmental Problems"; *Journal of the American Statistical Association* 70, 71-79.
- Box, G. E. P., Hillmer, S. C. y Tiao, G. C. (1978): "Analysis and Modeling of Seasonal Time Series"; in Séller, A. (ed.), *Seasonal Analysis of Economic Time Series*, Washington, D.C.: U.S. Dept. of Commerce – Bureau of the Census, 309-334.
- Box, G. E. P., Pierce, D. A. y Newbold, P. (1987): "Estimating Trend and Growth Rates in Seasonal Time Series"; *Journal of the American Statistical Association* 82, 276-282.
- Brockwell, P. y Davis, R. (1987): "Time Series: Theory and Methods"; Berlín: Springer-Verlag.
- Burman, J. P. (1980): "Seasonal Adjustment by Signal Extraction"; *Journal of the Royal Statistical Society A* 143, 321-337.
- Burrige, P. y Wallis, K. F. (1984): "Unobserved Components Models for Seasonal Adjustment Filters"; *Journal of Business and Economic Statistics* 2, 350-359.
- Burrige, P. y Wallis, K. F. (1985): "Calculating the Variance of Seasonally Adjusted Series"; *Journal of the American Statistical Association* 80, 541-552.
- Cabrer, B. y Iranzo, D. (2007): "El efecto de los atentados del 11-S sobre el turismo en España"; *Estudios de Economía Aplicada*, Volumen 25-1, abril de 2007.

- Caporello, G., Maravall, A. y Sánchez, F. J. (2002): "*Program TSW. Reference Manual*"; Documento de Trabajo 0112, Departamento de Investigación, Banco de España, marzo de 2002, 37 pp.
- Caporello, G. y Maravall, A. (2004a): "*A tool for quality control of time series data. Program TERROR*"; Departamento de Investigación, Banco de España, marzo de 2004, 36 pp.
- Caporello, G. y Maravall, A. (2004b): "*Program TSW. Revised Reference Manual*"; Departamento de Investigación, Banco de España, julio de 2004, 57 pp.
- Carrillo, J. y Maravall, A. (2002): "*XLSTS. Preprocesador de Series Para TSW*"; Departamento de Investigación, Banco de España, 16 pp.
- Chang, I. y Tiao, G. C. (1983): "*Estimation of Time Series Parameters in the Presence of Outliers*"; Technical Report N° 8, Statistics Research Center, Universidad de Chicago.
- Chang, I., Tiao, G. C. y Chen, C. (1988): "*Estimation of Time Series Parameters in the Presence of Outliers*"; *Technometrics*, 30, 193-204.
- Chen, C. y Liu, L. (1993): "*Joint Estimation of Model Parameters and Outliers Effects in Time Series*"; *Journal of the American Statistical Association*, 88, 248-297.
- Chen, C. y Tiao, G. C. (1990): "*Random Level Shift Time Series Models, ARIMA Approximation, and Level Shift Detection*"; *Journal of Business and Economic Statistics*, 8, 170-186.
- Cleveland, W. P. y Pierce, D. A. (1981): "*Seasonal Adjustment Methods for the Monetary Aggregates*"; *Federal Reserve Bulletin*, Board of Governors of the Federal Reserve System, diciembre de 1981, 875-887.
- Cleveland, W. P. y Tiao, G. C. (1976): "*Decomposition of Seasonal Time Series: A Model for the X-11 Program*"; *Journal of the American Statistical Association* 71, 581-587.
- Comisión Económica de las Naciones Unidas para América Latina y el Caribe (2002): "*Panorama Preliminar de las Economías de América Latina y el Caribe en 2001*"; CEPAL, ONU, 111 pp.
- Consejo Monetario Centroamericano (2004): "*Comparación entre X11-ARIMA y TRAMO/SEATS*"; Secretaría Ejecutiva, 94 Reunión del CPM, 26 y 27 de febrero 2004.

- Dagum, E. B. (1980): "The *X11 ARIMA Seasonal Adjustment Method*"; Statistics Canadá, Catalogue 12-564E.
- Dagum, E. B. (1988): "*X-11-ARIMA/88 Seasonal Adjustment Method – Foundations and Users' Manual*"; Statistics Canadá.
- De Jong, P. (1991): "*The Difusse Kalman Filter*"; Annals of Statistics 19, 1073-1083.
- Depoutot, R. y Planas, C. (1998): "*Comparing seasonal adjustment and trend extraction filters with application to a model-based selection of X11 linear filters*"; Eurostat, Luxembourg.
- Dossé, J. y Planas, C. (1996): "*Pre-adjustment in Seasonal Adjustment Methods*"; Eurostat, Luxembourg.
- Drakos K. y Kutun A. M. (2001): "*Regional effects of terrorism on tourism: evidence from three Mediterranean countries*"; ZEI, Center for European Integration Studies WP-B-26-2001 University of Bonn.
- Duncan, A. (1959): "*Quality Control and Industrial Statistics*"; Richard D. Irwin. INC. Homewood, Illinois, USA.
- EAU (2003): "*The Costs of Terrorism and the Benefits of Cooperating to Combat Terrorism*"; Paper presentado por Geoff Raby, Secretario Adjunto, Department of Foreign Affairs and Trade to APEC29 Senior Officials Meeting, Chiang Rai, 21 de febrero de 2003, y sometido por Australia al Secure Trade in the APEC Region (STAR) Conference, 24 de febrero de 2003, Department of Foreign Affairs and Trade of Australia, Economic Analytical Unit (EAU).
- Ejarque, J. (2003): "*Un nuevo turismo para las ciudades no eminentemente turísticas*"; <http://www.travelturisme.com/estudios/historico/estudios10.html>.
- Enders, W. y Sandler, T. (1991): "*Causality Between Transnational Terrorism and Tourism: The Case of Spain*"; Terrorism 14, pp 49-58.
- Enders, W., Sandler, T. y Parise, G. F. (1992): "*An Econometric Analysis of the Impact of Terrorism on Tourism*"; Kyklos, Vol. 45, fasc. 4, 531-554.

²⁹ Asia-Pacific Economic Cooperation.

- Environmental Protection Agency (1992): *“Statistical Training Course for Ground-Water Monitoring Data Analysis”*; US EPA/530-R-93-003, Office of Solid Waste, Washington, DC.
- European Central Bank (1999): *“Monthly Bulletin”*; Frankfurt am Main: ECB.
- European Central Bank (2000): *“Seasonal Adjustment of Monetary Aggregates and HICP for the Euro Area”*; Frankfurt am Main: ECB.
- Eurostat (1995): *“Industrial Trends”*; Monthly Statistics, Luxembourg: Office des publications officielles des Communautés européennes (monthly bulletin).
- Eurostat (1996a): *“Is the ARIMA Model Adapted to Economic Time Series?”*; Informal Group on Seasonal Adjustment, EUROSTAT /D3/SA/04.
- Eurostat (1996b): *“Methodology of Industrial Short-term Indicators”*; Rules y Recommendations, Luxembourg: Office for Official Publications of the European Communities.
- Eurostat (1997): *“Monthly Panorama of European Business”*; Luxembourg: Office for Official Publications of the European Communities (monthly bulletin).
- Eurostat (1998): *“Seasonal Adjustment Methods: A Comparison”*; Luxembourg: Office for Official Publications of the European Communities.
- Eurostat (1999): *“Eurostat Suggestions Concerning Seasonal Adjustment Policy”*; result of the Eurostat task force on seasonal adjustment policy.
- Euroweek (2002): *“Bali blast fractures southeast Asian Economic hopes”*; Euromoney Institutional Investor PLC, Londres, 18 de octubre.
- Expansión (1998): *“Indicador Expansión de Actividad Económica”*; Madrid: Recoletos, 12 de enero 1998 (memoria mensual).
- Fallon, A. y Spada, C. (1997): *“Detection and Accommodation of Outliers in Normally Distributed Data Sets”*; Environmental Sampling & Monitoring Primer, Daniel Gallagher.
- Ferri, J. (2002): *“Evaluating the Regional Impact of a New Road on Tourism”*; Documento de Trabajo 02-03, Departamento de Análisis Económico, Universidad de Valencia, 21 pp.

- Findley, D. F., Monsell, B. C., Bell, W. R., Otto, M. C. y Chen, B. C. (1998): "New Capabilities and Methods of the X12 ARIMA Seasonal Adjustment Program" (con discusión); *Journal of Business and Economic Statistics*, 16, 127-177.
- Fischer, B. (1995): "Descomposition of Time Series Comparing Different Methods in Theory and Practice"; Eurostat, Luxembourg.
- Fischer, B. y Planas, C. (1998): "Large Scale Fitting of ARIMA Models and Stylized Facts of Economic Time Series"; Eurostat Working Paper 9/1998/A/8. Para aparecer en *The Journal of Official Statistics*.
- Fox, A. J. (1972): "Outliers in Time Series"; *Journal of the Royal Statistical Society*, B, 34, 350-363.
- Gibbons, R. D. (1994): "Statistical Methods for Groundwater Monitoring"; John Wiley & Sons, Nueva York.
- Gilbert, R. O. (1987): "Statistical Methods for Environmental Pollution Monitoring"; Van Nostrand Reinhold, Nueva York.
- Gobierno de Cantabria (2002): "La Economía de Cantabria"; Consejería de Economía y Hacienda, memoria mensual.
- Gómez, V. y Maravall, A. (1992): "Time Series Regression with ARIMA Noise and Missing Observations – Program TRAMO"; EUI Working Paper ECO N° 92/81, Department of Economics, European University Institute.
- Gómez, V. y Maravall, A. (1994): "Estimation, Prediction and Interpolation for Nonstationary Series with the Kalman filter"; *Journal of the American Statistical Association* 89, 611-624.
- Gómez, V. y Maravall, A. (1996): "Programs TRAMO and SEATS; Instructions for the User" (con algunas actualizaciones); Papel de trabajo 9628, Departamento de Investigación, Banco de España.
- Gómez, V. y Maravall, A. (2001a): "Automatic Modelling Methods of Univariate Series"; Papel de Trabajo 9808, Departamento de Investigación, Banco de España. Para aparecer en Cap. 7 en Peña D., Tiao G. C. y Tsay, R. S. (eds) *A Course in Advanced Time Series Analysis*, New York: J. Wiley and Sons.
- Gómez, V. y Maravall, A. (2001b): "Seasonal Adjustment and Signal Extraction in Economic Time Series"; Papel de Trabajo 9809, Departamento de Investigación, Banco de España. Para aparecer en Cap. 8 en Peña D., Tiao

- G. C. y Tsay, R. S. (eds) *A Course in Advanced Time Series Analysis*, New York: J. Wiley and Sons.
- Gómez, V., Maravall, A. y Peña, D. (1999): "*Missing Observations in ARIMA Models. Skipping Approach Versus Additive Outlier Approach*"; *Journal of Econometrics*, 88, 341-364.
- Gómez, V. y Taguas, D. (1995): "*Detección y Corrección Automática de Outliers con TRAMO: Una aplicación al IPC de bienes industriales no energéticos*"; trabajo presentado en el VIII Seminario sobre Validación y Especificación de Modelos Económicos, Departamento de Análisis Económico, Universidad de Zaragoza, 2-3 de noviembre de 1995, D-95006.
- Gourieroux, C. y Monfort, A. (1990): "*Séries Temporelles et Modèles Dynamiques*"; París: Económica.
- Guttman, I. y Tiao, G. C. (1978): "*Effect of Correlation on the Estimation of a Mean in the Presence of Spurious Observations*"; *The Canadian Journal of Statistics*, 6, 229-247.
- Haldrup, N., Montañés, M. y Sansó, A. (2005): "*Measurement Errors and Outliers in Seasonal Unit Root Testing*"; *Journal of Econometrics*; 127, 103-128.
- Hampel, F. R., Ronchetti, E. M., Rousseeuw, P. J. y Stahel, W. A. (1986): "*Robust Statistics: The Approach Based on Influence Functions*"; New York: John Wiley.
- Hannan, E. J. y Rissanen, J. (1982): "*Recursive Estimation of Mixed Autoregressive-Moving Average Order*"; *Biometrika*, 69, 81-94.
- Harvey, A. C. (1989): "*Forecasting Structural Time Series and the Kalman Filter*"; Cambridge: Cambridge University Press.
- Harvey, A. C. (1993): "*Time Series Models*", Deddington: Philip Allan.
- Haynes, J. (2000): "*Impacto socioeconómico de los Juegos Olímpicos de Sydney 2000*"; Centre d'Estudis Olímpics i de l'Esport (UAB), ponencia presentada en el seminario de la Càtedra Internacional de Olimpismo celebrada en el 2001.
- Hendry, D. F. (1995): "*Dynamic Econometrics*"; Oxford: Oxford University Press.
- Hernández, S. (1999): "*Introducción al X11-ARIMA 88: Método de Ajuste Estacional*"; Secretaría Ejecutiva del Consejo Monetario Centroamericano (SECMCA), marzo de 1999.

- Hillmer, S. C. (1985): "*Measures of Variability for Model-Based Seasonal Adjustment Procedures*"; Journal of Business and Economic Statistics 3, 60-68.
- Hillmer, S. C., Bell, W. R. y Tiao, G. C. (1983): "*Modelling Considerations in the Seasonal Adjustment of Economic Time Series*"; en Zellner, A. (ed.), Applied Time Series Analysis of Economic Data, Washington, D.C.: U.S. Department of Commerce-Bureau of the Census, 74-100.
- Hillmer, S. C. y Tiao, G. C. (1982): "*An ARIMA-Model Based Approach to Seasonal Adjustment*"; Journal of the American Statistical Association 77, 63-70.
- Hood, C. C. (2002): "*Comparison of Time Series Characteristics for Seasonal Adjustments from SEATS and X12-ARIMA*"; U.S. Census Bureau, Rm 3110-4, ESMPD, Washington, DC 20233, Joint Statistical Meetings - Business & Economic Statistics Section.
- Hood, C. C., Ashley, J. D. y Findley, D. F. (2002): "*An empirical evaluation of the performance of TRAMO/SEATS on simulated series*"; U.S. Census Bureau, Rm 3110-4, ESMPD, Washington, DC 20233.
- Hylleberg, S., Engle, R. F., Granger, C. W. J. y Yoo, B. S. (1990): "*Seasonal Integration and Cointegration*"; Journal of Econometrics 44, 215-238.
- Iglewicz, P. J. y Hoaglin, D.C. (1993): "*How to Detect and Handle Outliers*"; American Society for Quality Control, Milwaukee, WI.
- Instituto Nacional de Estadística (1997): "*Indicadores de Coyuntura II*"; Fuentes Estadísticas, 30 Noviembre 1997.
- Istat (2000): "*Guida all'utilizzo di TRAMO-SEATS per la stagionalizzazione delle serie storiche*"; Documento #4/2000 (varios autores).
- Kaiser, R. (1999): "*Detection and Estimation of Structural Changes and Outliers in Unobserved Components*"; Computational Statistics, 14, 533-558.
- Kaiser, R. y Maravall, A. (2000a): "*An Application of TRAMO and SEATS: Changes in Seasonality and Current Trend-Cycle assessment*"; Papel de Trabajo 0011, Departamento de Investigación, Banco de España, 36 pp.
- Kaiser, R. y Maravall, A. (2000b): "*Notes on Time Series Analysis, ARIMA models and Signal Extraction*"; Papel de Trabajo 0012, Departamento de Investigación, Banco de España.

- Kaiser, R. y Maravall, A. (2001a): "*Measuring Business-Cycles in Economic Time Series*"; Departamento de Investigación, Banco de España, Lecture Notes in Statistics 154, New York: Springer-Verlag, 190 pp.
- Kaiser, R. y Maravall, A. (2001b): "*Seasonal Outliers in Time Series*"; Departamento de Investigación, Banco de España, Estadística, Journal of the InterAmericana Statistical Institute, edición especial sobre series temporales, 29 pp.
- Kendall, M. y Stuart, A. (1967): "*The advanced theory of Statistics*". Vol. 2. 2A ED. Charles Griffin & Company limited. London.
- Kohn, R. y Ansley, C. F. (1986): "*Estimation, Prediction, and Interpolation for ARIMA Models with Missing Data*"; Journal of the American Statistical Association 81, 751-761.
- Luna, C. y Maravall, A. (1999): "*Un nuevo método para el control de calidad de los datos en series temporales*"; Boletín Económico, Banco de España, mayo 1999, 37-44.
- Maravall, A. (1985): "*On Structural Time Series Models and the Characterization of Components*"; Journal of Business and Economic Statistics, 3, octubre de 1985, 350-355.
- Maravall, A. (1987): "*On Minimum Mean Squared Error Estimation of the Noise in Unobserved Components Models*"; Journal of Business and Economic Statistics, 5, 115-120.
- Maravall, A. (1995): "*Unobserved Components in Economics Time Series*"; in Pesaran, H., and Wickens, M. (eds.), The Handbook of Applied Econometrics, Vol. 1, Oxford: Basil Blackwell.
- Maravall, A. (1998): "*Comment on New Capabilities and Methods of the X12-ARIMA Seasonal Adjustment Method*"; Journal of Business and Economic Statistics, 16, abril de 1998, 155-160.
- Maravall, A. (1999): "*Short-Term Analysis of Macroeconomic Time Series*"; en A. Kirman y L. A. Gérard Varet, eds., Cap. 12 del trabajo Economics: Beyond the Millennium, Oxford: Oxford University Press, 244-272.
- Maravall, A. (2000): "*An Application of TRAMO and SEATS*"; Papel de Trabajo 9914, Departamento de Investigación, Banco de España. De próxima aparición en Seasonal Adjustment Procedures. Experiences and Perspectives, Roma, ISTAT.

- Maravall, A. (2002a): "*Brief Description of the TRAMO-SEATS Methodology*"; in Modeling Seasonality and Periodicity, Proceedings of the 3rd. Internacional Symposium on Frontiers of Time Series Modeling, The Institute of Statistical Mathematics, Tokio.
- Maravall, A. (2002b): "*An Application of TRAMO and SEATS: Automatic Procedure and Sectorial Aggregation. The Japanese Foreign Trade Series*"; Papel de Trabajo 02, Departamento de Investigación, Banco de España, 39 pp.
- Maravall, A. (2003): "*A Class of Diagnostics in the ARIMA-Model-Based Decomposition of a Time Series*"; Banco de España – Servicio de Estudios, enero 2003, 23 pp.
- Maravall, A., y Del Río, A. (2001): "*Time Aggregation and the Hodrick-Prescott Filter*"; Banco de España - Servicio de Estudios, Documento 0108.
- Maravall, A. y Pierce, D. A. (1987): "*A Prototypical Seaso Adjustment Model*"; Journal of Time Series Analysis 8, 177-193.
- Maravall, A. y Planas, C. (1999): "*Estimation Error and the Specification of Unobserved Component Models*"; Journal of Econometrics, 92, 325-353.
- Mélard, G. (1984): "*A Fast Algorithm for the Exact Likelihood of Autoregressive-Moving Average Models*"; Applied Statistics, 35, 101-114.
- Ministerio de Economía y Hacienda (1998): "*Síntesis de Indicadores Económicos*"; Madrid: Ministerio de Economía y Hacienda (boletín mensual).
- Monsell, B. C. (2002): "*An Update of the Development of the X12-ARIMA Seasonal Adjustment Program*"; Modeling Seasonality and Periodicity, Proceedings of the 3rd International Symposium on Frontiers of Time Series Modeling, The Institute of Statistical Mathematics, Tokio: Japón, enero 2002.
- Moore, G. H., Box, G. E. P., Kaitz, H. B., Stephenson, J. A. y Zellner, A. (1981): "*Seasonal Adjustment of the Monetary Aggregates: Report of the Committee of Expertes on Seasonal Adjustment Techniques*"; Washington, DC: Board of Governors of the Federal Reserve System.
- Morf, M., Sidhu, G. S. y Kailath, T. (1974): "*Some New Algorithms for Recursive Estimation on Constant, Linear, Discrete-Time Systems*"; IEEE Transactions on Automatic Control, AC 19, 315-323.

- Newbold, P. (1983): “*Model Checking in Time Series Analysis*”, in A. Zellner (ed.) *Applied Time Series Analysis of Economic Data*, Washington, D.C.: U.S. Department of Commerce-Bureau of the Census, 133-143.
- Oficina Internacional del Trabajo (2001): “*Las repercusiones sociales de los acontecimientos posteriores al 11 de septiembre de 2001*”, OIT, Ginebra, Meetings 2001-10-0401-9, 20 pp.
- Otto, M. C. y Bell, W. R. (1990): “*Two Issues in Time Series Outliers Detecting Using Indicators Variables*”, *Proceedings of the American Statistical Association, Business and Economic Statistics Section*, 182-187.
- Paisano, J. (2006): “*Cine y Turismo. Una nueva estrategia de promoción*”, Proscritos, La Revista, año 3, número 33, julio de 2006, cine, libros, www.proscritos.com.
- Pearlman, J. G. (1980): “*An Algorithm for the Exact Likelihood of a High-Order-Autoregressive-Moving Average Process*”, *Biometrika*, 67, 232-233.
- Peña, D. (1990): “*Influential Observations in Time Series*”, *Journal of Business and Economic Statistics*, 8, 235-241.
- Peña, D. (2001): “*Outliers, Influential Observations, and Missing Data*”, Cap. 6 en Peña D., Tiao G. C. y Tsay, R. S. (eds) *A Course in Advanced Time Series Analysis*, New York: J. Wiley and Sons.
- Pierce, D. A. (1978): “*Seasonal Adjustment when both Deterministic and Stochastic Seasonality are Present*”, in Zellner, A. (ed.), *Seasonal Analysis of Economic Time Series*, Washington, D.C.: U.S. Dept. Of Commerce-Bureau of the Census, 242-269.
- Pierce, D. A. (1979): “*Signal Extraction Error in Nonstationary Time Series*”, *Annals of Statistics*, 7, 1.303-1.320.
- Pierce, D. A. (1980): “*Data Revisions in Moving Average Seasonal Adjustment Procedures*”, *Journal of Econometrics*, 14, 95-114.
- Planas, C. (1996): “*Short-term Variability in Seasonality Adjusted Time Series*”, Eurostat, Luxembourg, noviembre 1996.
- Poirson, H. (1998): “*Economic Security, Private Investment and Growth in Developing Countries*”, IMF Working Paper, WP/98/4, International Monetary Fund, African Department, enero.

- Quantitative Micro Software (2001): *"EViews 4 User's Guide"*; Quantitative Micro Software, LLC, 1994-2001, USA, 14 de febrero de 2001.
- Rausell, P. y Carrasco S. (2002): *"Cultura y producción simbólica en la Comunidad Valenciana"*; Arxius de Ciències Socials. N° 7; noviembre de 2002; págs. 249-273-172. Facultat de Socials. Universitat de Valencia. Editorial Afers.
- Rosado, C. y Querol, P. (2006): *"Cine y Turismo. Una nueva estrategia de promoción"*; editado por Carlos Rosado y Piluca Querol; Andalucía Film Commission, Junta de Andalucía.
- Salinas, J. (1998): *"El turismo de congresos, convenciones y viajes de incentivo: el caso de Valencia"*; Revista Valenciana d'Estudis Autònomic; n° 25; págs. 177-186.
- Sánchez, F. J. y Maravall, A. (2000): *"An Application of TRAMO and SEATS; Model Selection and Out-of-sample Performance"*; Papel de Trabajo 0014, Departamento de Investigación, Banco de España, 33 pp.
- Shiskin, J., Young, A. H. y Musgrave, J. C. (1967): *"The X11 Variant of the Census Method II Seasonal Adjustment Program"*; Technical Paper 15, Washington, D. C.: Bureau of the Census.
- Snedecor, G. W., y Cochran, W. (1968): *"Statistical Methods"*, 6A ED. The Iowa State University Press. Ames, Iowa, USA.
- Statistisches Bundesamt (1997): *"Methodological Outline of the BV4 Decomposition Method"*; mimeo.
- Taylor, J. K. (1987): *"Quality Assurance of Chemical Measurements"*; Lewis Publishers, Chelsea, MI.
- Thornhill, A. (2000): *"Games, exports give rare surplus"*; en West Australia; 1st November 2000.
- Tiao, G. C. y Hillmer, S. C. (1978): *"Some Consideration of Decomposition of a Time Series"*; Biométrica 65, 497-502.
- Tiao, G. C. y Tsay, R. S. (1983): *"Consistency Properties of Least Squares Estimates of Autoregressive Parameters in ARMA models"*; The Annals of Statistics 11, 856-871.
- Tiao, G. C. y Tsay, R. S. (1989): *"Model Specification in Multivariate Time Series"*; Journal of the Royal Statistical Society B, 51, 132-141.

- Tourism Forecasting Council (1998): *"The Olympic Effect: a report on the potential tourism impacts of the Sydney 2000 Games"*; Sydney, Tourism Forecasting Council.
- Travel Industry Association of America (2003): *"The 11-S Effects over the work in the tourist sector"*; www.tia.org.
- Tsay, R. S. (1986): *"Time Series Model Specification in the Presence of Outliers"*; Journal of the American Statistical Association, 81, 132-141.
- Tsay, R. S. (1988): *"Outliers, Level Shifts, and Variance Changes in Time Series"*; Journal of Forecasting, 7, 1-20.
- Unidad de Investigación en Economía Aplicada a la Cultura (2004): *"La Ciudad de las Artes y las Ciencias de Valencia y el turismo cultural"*; Departamento de Economía Aplicada, Universidad de Valencia.
- U.S. Census Bureau (2000): *"X-12-ARIMA Reference Manual, Final Version 0.2"*; Washington, D. C.: U.S. Census Bureau.
- U.S. Census Bureau (2002): *"X-12-ARIMA Reference Manual, Final Version 0.2.10"*; Washington, D. C.; 26 de julio de 2002; U.S. Census Bureau.
- Valls, J. F. (2003): *"Repercusiones en el turismo europeo de la Guerra de Irak"*; XII Simposio Internacional en Turismo y Ocio de ESADE, Feria de Barcelona.
- Villegas, B. (2003): *"La cultura y el turismo toman las riendas del progreso"*; en Estrategia Empresarial; www.estrategia.net/aniversario/ocio.
- Villegas, B. (2005): *"La cultura y el turismo se interrelacionan para crecer en riqueza y empleo. Calidad de contenido y continente en equipamientos"*; nº 268; 16-31 de marzo de 2005; Informe: Infraestructuras para el siglo XXI; en Estrategia Empresarial; www.estrategia.net.

A

Universidad de Valencia
Facultad de Economía

Análisis de outliers: un caso a estudio II

Tesis Doctoral
Presentada por David Iranzo Pérez

Dirigida por:
Dr. D. Bernardí Cabrer Borrás

Mayo de 2007
Valencia

ÍNDICE:

1. Introducción.....	1
2. Marco teórico sobre tratamiento de series.....	7
2.1. Estrategias de modelización, diagnóstico e inferencia.....	7
2.2. La necesidad de análisis previos.....	11
2.3. X12-ARIMA: Aspectos conceptuales.....	22
2.4. TRAMO/SEATS: Aspectos conceptuales.....	28
2.5. Comparación entre X12-ARIMA y TRAMO/SEATS.....	33
3. Ejercicio de simulación de Monte Carlo.....	39
3.1. Datos utilizados.....	39
3.2. Resultados TRAMO/SEATS.....	51
3.3. Resultados X12-ARIMA.....	66
3.4. Comparación de resultados.....	80
4. Un caso a estudio: la demanda turística.....	93
4.1. Introducción.....	93
4.2. Datos utilizados y metodología.....	105
4.3. Análisis del 11-M.....	108
4.3.1. Resultados TRAMO/SEATS.....	108
4.3.2. Resultados X12-ARIMA.....	112
4.3.3. Comparación de resultados.....	116
4.4. Análisis del 11-S.....	118
4.4.1. Resultados TRAMO/SEATS.....	118
4.4.2. Resultados X12-ARIMA.....	121
4.4.3. Comparación de resultados.....	125
4.5. Análisis de la inauguración del Hemisférico.....	127
4.5.1. Resultados TRAMO/SEATS.....	127
4.5.2. Resultados X12-ARIMA.....	130
4.5.3. Comparación de resultados.....	134

4.5.4. Impacto económico.	136
4.6. Análisis de la inauguración del Oceanográfico.	138
4.6.1. Resultados TRAMO/SEATS.	138
4.6.2. Resultados X12-ARIMA.	141
4.6.3. Comparación de resultados.	145
4.6.4. Impacto económico.	147
5. Conclusiones.....	149
6. Referencias bibliográficas.....	157
7. Apéndice I. Tipos de tests para detección de outliers.....	171
8. Apéndice II. Codificación de las series.....	183
9. Apéndice III. Explicación de resultados TSW.....	185
10. Apéndice IV. Resultados TSW desagregados.....	189
11. Apéndice V. Explicación de resultados X12.....	227
12. Apéndice VI. Series rechazadas por X12.....	231
13. Apéndice VII. Resultados X12 desagregados.....	237
14. Apéndice VIII. Explicación de resultados comparativos.....	275
15. Apéndice IX. Resultados comparativos desagregados.....	279
Abreviaturas.....	371

7. Apéndice I. Tipos de tests para detección de outliers.

El Test de Rosner.

El Test de Rosner para detectar k outliers puede ser usado cuando el número de observaciones es 25 o mayor. Este test sirve para identificar outliers que son simultáneamente pequeños o grandes, es por lo tanto, un contraste de dos colas (véase Gibbons, 1994). Los datos se ordenan de menor a mayor y se determinan la media y la desviación típica. El procedimiento supone eliminar del conjunto de datos la observación, x , que es la más alejada de la media. El estadístico R se calcula:

$$R_{i+1} = \frac{|x^{(i)} - \bar{x}^{(i)}|}{s^{(i)}} \quad (7.1)$$

Donde:

- ❖ i = Rango de la observación.
- ❖ R_{i+1} = El test estadístico de Rosner para determinar si el valor más extremo $i+1$ es un outlier.
- ❖ $s^{(i)}$ = La desviación típica de los $n-i$ observaciones (datos) después que el valor extremo ha sido borrado.
- ❖ $x^{(i)}$ = El punto más lejano después de que la observación más extrema i haya sido eliminada.

El estadístico R es comparado con un valor crítico (véase Gilbert, 1987). La hipótesis nula, afirmando que los datos siguen una distribución normal, es

comprobada a continuación. Si R es menor que el valor crítico, la hipótesis nula ó de normalidad no puede ser rechazada y, por lo tanto, no habrá outliers. Por el contrario, si R es más grande que el valor crítico, la hipótesis nula es rechazada y se acepta la presencia de k outliers. Este test también puede ser usado con datos distribuidos log-normal, cuando los logaritmos de los datos son usados para realizar los cálculos.

El Test de Dixon.

El test de Dixon es usado generalmente para detectar un pequeño número de outliers (véase Gibbons, 1994). Este test puede ser usado cuando el tamaño de la muestra está entre 3 y 25 observaciones. Los datos son clasificados en orden ascendente. Después, basándose en el tamaño de la muestra, se calcula el valor más alto y el valor más bajo del estadístico τ (ver *Tabla 7.1*).

El estadístico τ es comparado con un valor crítico elegido de alpha (véase Gibbons, 1994). Si el estadístico τ es menor que el valor crítico, la hipótesis nula no es rechazada, y la conclusión es que no hay outliers. Si el estadístico τ es más grande que el valor crítico, la hipótesis nula es rechazada, y la conclusión es que el valor más extremo es un outlier. Para detectar la presencia de otros outliers, el test de Dixon puede ser repetido, sin embargo, el poder de este test decrece en la medida en que el número de repeticiones se incrementa.

Tabla 7.1. Intervalo de confianza según número de observaciones.

Observaciones	Valor mayor sospechoso	Valor menor sospechoso
3 a 7	$\tau = \frac{x_n - x_{n-1}}{x_n - x_1}$	$\tau = \frac{x_2 - x_1}{x_n - x_1}$
8 a 10	$\tau = \frac{x_n - x_{n-1}}{x_n - x_2}$	$\tau = \frac{x_2 - x_1}{x_{n-1} - x_1}$
11 a 13	$\tau = \frac{x_n - x_{n-2}}{x_n - x_2}$	$\tau = \frac{x_3 - x_1}{x_{n-1} - x_1}$
14 a 20-30	$\tau = \frac{x_n - x_{n-2}}{x_n - x_3}$	$\tau = \frac{x_3 - x_1}{x_{n-2} - x_1}$

Fuente: Fallon & Spada, 1997.

Donde:

- ❖ α = Probabilidad que una conclusión positiva sea falsa para una test estadístico.
- ❖ n = Número de observaciones en un conjunto de datos.

- ❖ τ = Estadístico del test de Dixon.
- ❖ x_i = Observación i -ésima de la serie cuando los datos son ordenados de forma ascendente.
- ❖ x_n = Punto mayor cuando los datos son ordenados de forma ascendente.
- ❖ x_{n-1} = Segunda observación mayor cuando los datos son ordenados en orden ascendente.

La Regla de Boxplot.

La regla de boxplot es un test visual para reconocer outliers. El rango intercuartil es incluido dentro de una caja (box) y los intervalos de confianza de 5% y 95% son indicados con barras de error fuera de la caja. Aquellos valores que caen fuera de los intervalos de confianza son candidatos a ser outliers (véase Iglewicz & Hoaglin, 1993).

$$\text{Límite para el intervalo de confianza al 95\%: } \frac{x - Q_3}{Q_3 - Q_1} > k \quad (7.2)$$

$$\text{Límite para el intervalo de confianza al 5\%: } \frac{Q_1 - x}{Q_3 - Q_1} > k \quad (7.3)$$

Donde:

- ❖ k = Valor crítico en la regla de boxplot.
- ❖ x = Punto fuera del límite más alto o más bajo en la regla de boxplot.
- ❖ Q_i = Cuartil i -ésimo.

El Test de Grubbs.

El Test de Grubbs es recomendado por la US EPA³⁰ como un test estadístico para outliers (véase EPA, 1992). La EPA recomienda tomar los datos medioambientales en logaritmos, que son a menudo distribuidos log-normal. Los datos son clasificados en orden ascendente y se calcula la media y la desviación típica. Aquellos puntos más altos o más bajos pueden ser testados como un outlier.

$$\text{El estadístico } \tau \text{ para el valor más pequeño es: } \tau = \frac{\bar{X} - X_1}{s} \quad (7.4)$$

³⁰ Environmental Protection Agency: Agencia de Protección Medioambiental.

El estadístico τ para el valor más grande es:
$$\tau = \frac{X_n - \bar{X}}{s} \quad (7.5)$$

Donde:

❖ s = Desviación típica.

El estadístico τ es comparado con un valor crítico de τ según el tamaño de la muestra y el α seleccionado (véase Taylor, 1987). Si el estadístico τ es más grande que el τ crítico, la hipótesis nula es rechazada y la conclusión es que el dato bajo consideración es un outlier.

Los cuatro tests estadísticos discutidos anteriormente se usan para determinar la presencia de outliers en observaciones experimentales que se distribuyen normalmente. Si se determina estadísticamente que una observación es un outlier, se debe buscar una explicación para dicho outlier antes de excluirlo de un análisis más en profundidad. Si no se puede encontrar una explicación, entonces la observación debe ser tratada como una medida extrema pero válida y debe ser usada en el subsiguiente análisis en profundidad (véase EPA, 1992).

Los tests para conjuntos de datos que siguen una distribución normal son fáciles de usar y robustos, sin embargo, los tests para datos que no siguen una distribución normal son más difíciles de usar y no tan robustos (véase Iglewicz & Hoaglin, 1993). Algunos de estos tests son incluidos en Barnett & Lewis (1984). En muchas situaciones los datos pueden ser transformados para aproximarse a una distribución normal y, en ese caso, ya se pueden analizar usando las técnicas presentadas anteriormente.

Dentro de la rama de la estadística descriptiva que se dedica al tratamiento de outliers, existen otros cuatro métodos de identificación de outliers: el método que usa la desigualdad de Chebyshev, el método basado en la MEDA³¹, el método basado en el recorrido intercuartílico y el diagrama de Box & Whisker.

³¹ Mediana de las desviaciones absolutas.

Método basado en usar la desigualdad de Chebyshev.

La información conjunta que proporcionan la media y la desviación típica se puede utilizar para identificar observaciones raras, de hecho, el porcentaje de observaciones que en cualquier muestra distan de la media k veces la desviación típica es a lo sumo del $100/k^2$ %.

La desigualdad de Chebyshev viene dada por la siguiente expresión:

$$fr(i : |x_i - \bar{x}| > kS) < \frac{1}{k^2} \quad (7.6)$$

Es decir, se considera que x_i es un outlier si:

$$x_i \notin [\bar{x} - kS, \bar{x} + kS] \quad (7.7)$$

La expresión (7.6) permite identificar observaciones outlier una vez que se determina la frecuencia con la que creemos que pueden aparecer estas observaciones en la muestra.

Método basado en la MEDA.

La presencia de outliers afecta tanto a la media como a la varianza, por eso el método de la desigualdad de Chebyshev puede dar malos resultados. Un método alternativo se basa en la definición de la MEDA, es decir, la mediana de las desviaciones absolutas.

$$MEDA = mediana\{|x_1 - \bar{x}|, \dots, |x_N - \bar{x}|\} \quad (7.8)$$

Para una muestra no agrupada se sabe que el 50% de las observaciones están contenidas en el intervalo:

$$[\bar{x} - MEDA, \bar{x} + MEDA] \quad (7.9)$$

Experimentalmente se suele catalogar como outlier a las observaciones que verifican:

$$x_i \notin I_M = [\bar{x} - 4.5 \cdot MEDA, \bar{x} + 4.5 \cdot MEDA] \quad (7.10)$$

Método basado en el recorrido intercuartílico.

El método de identificación basado en la MEDA, es simple, robusto y eficaz, sin embargo, el intervalo IM es simétrico respecto a la mediana lo cual no es apropiado para muestras asimétricas.

El método basado en el recorrido intercuartílico cataloga a x_i como un outlier si:

$$x_i \notin I_Q(1.5) = [Q_1 - 1.5 \cdot (Q_3 - Q_1), Q_3 + 1.5 \cdot (Q_3 - Q_1)] \quad (7.11)$$

Donde:

- ❖ Q_1 = mediana de las observaciones que están debajo del punto medio.
- ❖ Q_3 = mediana de las observaciones que están sobre la mediana.

Método basado en el Diagrama de Box & Whisker.

La construcción del Diagrama de Box & Whisker sigue los siguientes pasos:

- ❖ Se dibuja un rectángulo, con lados paralelos a los ejes coordenados, de forma que el vértice inferior izquierdo coincida con $(Q_1 - A)$ y el vértice superior derecho coincida con (Q_3, A) . El valor de A no es relevante, se puede tomar por ejemplo $A = (Q_3 - Q_1) / 4$.
- ❖ Se señala en el interior del rectángulo la posición de la mediana mediante un segmento vertical de la forma $(Me, -A), (Me, A)$.
- ❖ Se calcula B, la menor de las observaciones contenidas en IQ(1.5) y C la mayor de estas observaciones.
- ❖ Se representan los segmentos horizontales (bigotes): $(B, 0), (Q_1, 0)$ y $(Q_3, 0), (C, 0)$.
- ❖ Por último se identifican mediante algún símbolo “*, +, ×, ...” las observaciones que están fuera del intervalo IQ(1.5) y que, por tanto, son sospechosas de representar un outlier.

Procedimiento estándar.

Siguiendo a Gómez & Taguas (1995), el enfoque tradicional para tratar el problema de los outliers, suponiendo que se ha especificado correctamente un modelo ARIMA para la serie, consiste en identificar primero la posición y el tipo de anomalía y, a continuación, utilizar el análisis de intervención propuesto por Box & Tiao (1975). Esto requiere que una persona experta examine los datos y, con la ayuda de algún programa informático de tratamiento de series temporales, analice las funciones de autocorrelación simple y parcial de los residuos, gráficos de la serie y los residuos, etc. Por esta razón, es interesante buscar algún procedimiento que trate de automatizar lo mejor posible todo este proceso de localización y corrección de outliers. Entre los primeros intentos en esta dirección cabe citar los de Chang et al. (1988), Hillmer et al. (1983), y Tsay (1988). Cuando se trata de detectar y estimar los efectos de outliers de gran relevancia y aislados, estos procedimientos funcionan bien, pero no resuelven el problema porque:

- a) La presencia de outliers puede provocar que el modelo no se identifique adecuadamente.
- b) Incluso si el modelo está adecuadamente especificado, los outliers pueden producir sesgos importantes en los estimadores de los parámetros.
- c) Puede que no se identifiquen algunos outliers debido a un efecto de enmascaramiento.

El método de Tsay (1986) constituye una aportación muy importante para resolver el problema de la especificación de modelos en presencia de outliers. Por su parte, Chen & Liu (1993), propone un método de tratamiento de outliers para resolver los problemas b) y c), enumerados anteriormente, que funciona de forma bastante satisfactoria, aunque presenta algunas deficiencias, entre las que destacan las siguientes:

1. Se estima el modelo varias veces por máxima verosimilitud exacta, lo que es costoso.
2. No utiliza residuos exactos.
3. El algoritmo es excesivamente complicado.
4. Las regresiones múltiples no se hacen filtrando de los datos y las columnas de la matriz de regresión por un filtro “exacto”, como el filtro de Kalman, sino que se utiliza un filtro condicional.

El método utilizado por TRAMO para la detección y corrección de outliers, trata de solucionar los problemas b) y c) de forma que además, se solventan las deficiencias del procedimiento de Chen & Liu (1993). Además, utilizado de forma secuencial, junto con el procedimiento de especificación automática, constituye un procedimiento alternativo al de Tsay (1986) para resolver el problema de la especificación automática en presencia de outliers, que

completa y puede mejorar considerablemente dicho procedimiento (véase Gómez & Taguas, 1995).

A continuación se detalla como se aplica el procedimiento iterativo de detección de outliers (“procedimiento estándar”), descrito en Tsay (1986), y Gómez & Maravall (1994), tanto para un único outlier como para múltiples outliers. Este mismo procedimiento puede ser extendido para permitir la detección y estimación de un outlier estacional (“procedimiento extendido”, véase Kaiser & Maravall, 2001b).

a) **Un único outlier.**

Sea α el vector de parámetros en el *Modelo (1.2)* y supóngase, por el momento, que es conocido. Además, supóngase que la serie observada está sujeta a la influencia de una perturbación en el periodo $t = t_0$ tal que,

$$y_t = \xi_j(B)\omega I_t(t_j) + x_t \quad (7.12)$$

Donde se asume, en primer lugar, que el modelo $\phi(B)x_t = \theta(B)a_t$ es estacionario. La *ecuación (7.12)* puede ser reescrita como el modelo de regresión lineal siguiente,

$$y_t = Z_t^*(t_0)\omega + x_t \quad (7.13)$$

Donde $Z_t^*(t_0) = \xi(B)I_t(t_0)$ es un vector $N \times 1$. Sean $y = (y_1, \dots, y_N)'$; $x = (x_1, \dots, x_N)'$ y $Z^* = (Z_1^*(t_0), \dots, Z_N^*(t_0))'$. Escribiendo la *ecuación (7.13)* en términos matriciales se obtiene,

$$y = Z^*\omega + x \quad (7.14)$$

Asumiendo, en primer lugar, que x_t es estacionaria, el modelo en la *ecuación (7.14)* es un modelo de regresión con residuos autocorrelacionados y, por lo tanto, el problema de estimar ω puede ser solucionado por medio de Mínimos Cuadrados Generalizados (MCG). Operando adecuadamente (véase Kaiser & Maravall, 2001b), se obtiene el modelo en Mínimos Cuadrados Ordinarios (MCO):

$$e^* = Z\omega + e \quad (7.15)$$

Donde $\text{var}(e) = V_a I_N$. El estimador MCO de ω y su varianza son obtenidos de la ecuación (7.15) como sigue:

$$\hat{\omega} = (Z'Z)^{-1}Z'e^*; \text{var}(\hat{\omega}) = (Z'Z)^{-1}V_a \quad (7.16)$$

Para comprobar la hipótesis nula de que la observación en el periodo $t = t_0$ no es un outlier, se puede usar el estadístico estandarizado siguiente:

$$\lambda = \frac{\hat{\omega}}{\sqrt{\text{var}(\omega)}} \quad (7.17)$$

El cual, para α conocido, sigue asintóticamente una distribución estándar normal. Con las condiciones de partida apropiadas, el esquema previo es extensible fácilmente a series no estacionarias.

Si el objetivo del análisis es determinar el tipo de outlier en el periodo $t = t_0$, una posibilidad es calcular los $\hat{\omega}_i$ estimados y sus respectivos estadísticos λ_i , donde el subíndice i hace referencia al tipo de outlier, $i = \text{AO, LS, TC, IO}$. El test estadístico usado es el siguiente:

$$\Gamma(t_0, I) = \max_i \{\lambda_i\} \quad (7.18)$$

Si $\Gamma(t_0, I) > C$, donde C es un valor crítico predeterminado, entonces es posible que la serie observada esté sujeta a la influencia de un outlier de tipo $i = I$ en el periodo $t = t_0$. El periodo t_0 es rara vez conocido a priori, pero el criterio ratio de probabilidad lleva a:

$$\Gamma_{T,J} = \max_t \Gamma(t, I_t) \quad t = 1, \dots, N \quad (7.19)$$

Donde T denota el periodo en el que se alcanza el máximo de $\Gamma(t, I_t)$ y J el tipo de outlier asociado. Entonces, si $\Gamma_{T,J} > C$, existe la posibilidad que la serie observada esté sujeta a la influencia de un outlier de tipo J en el periodo $t = T$. Para computar el estadístico $\Gamma_{T,J}$ el filtro de Kalman debería ser ejecutado sobre el vector de observaciones para obtener el vector e^* , y sobre $N \times 4$ vectores diferentes $Z_i^*(t_j)$, para $i = \text{AO, LS, TC, IO}$ y $t = 1, \dots, N$. El procedimiento es excesivamente voluminoso pero, este problema, puede ser superado usando el filtro $\Pi(B) = \phi(B)/\theta(B)$, truncado apropiadamente. El estimador MCG de ω puede ser calculado usando el filtro de Kalman para obtener el vector de residuos

exactos e^* , y después el filtro truncado $\Pi(B)$ puede ser aplicado sobre Z^* para obtener el vector Z .

Una vez determinados la localización y el tipo de outlier, su efecto puede ser ajustado por medio de los residuos usando la *ecuación (7.15)*; las series ajustadas se pueden también obtener como:

$$x_t = y_t - \xi(B)\omega I_t(t_j) \quad (7.20)$$

En la práctica, los verdaderos parámetros en α son normalmente desconocidos en el paso de modelización, aunque pueden ser estimados consistentemente; el estadístico λ dado por la *expresión (7.17)* sigue teniendo en cualquier caso, una distribución asintóticamente normal.

b) Múltiples outliers.

Para el caso más general, se puede considerar que la serie está siendo afectada por k shocks determinísticos en los periodos $t = t_1, \dots, t_k$. En este caso y, manteniendo la hipótesis de normalidad y demás supuestos presentados, la representación de y_t pasa a ser,

$$y_t = \sum_{j=1}^k Z_{j,t}^*(t_j)\omega_j + x_t \quad (7.21)$$

Donde $Z_{j,t}^*(t_j) = \xi_j(B)I_t(t_j)$ representa el efecto del outlier en el periodo de tiempo $t = t_j$. El procedimiento iterativo usado no detecta los k outliers al mismo tiempo pero procede en diversas iteraciones detectándolos uno a uno. En la etapa de detección, el procedimiento empieza aplicando el filtro de Kalman sobre el vector de observaciones para obtener los residuos y el filtro truncado $\Pi(B)$ sobre los vectores $Z_{j,t}^*(j)$ para determinar la localización y tipo de los k outliers en la *expresión (7.21)*. Una vez la etapa de detección es completada, para evitar posibles efectos enmascaramiento, los ω_j finales son obtenidos dentro del siguiente modelo de regresión múltiple,

$$y = Z^* \omega + x \quad (7.22)$$

Donde Z^* es una matriz $N \times k$ con columnas $Z_j^*(t_j) = (Z_{j,1}^*(t_j), \dots, Z_{j,N}^*(t_j))$ y ω es un vector $k \times 1$ con elementos ω_j . La aplicación del filtro de Kalman recursivamente sobre el vector de observaciones “ y ” y sobre las k columnas de

la matriz Z^* permite la especificación de un modelo de MCO, desde el que el vector ω puede ser estimado como en la *expresión (7.16)*.

Una vez $\hat{\omega}$ es obtenido, los residuos son identificados y corregidos, las series lineales obtenidas, un nuevo estimador de α calculado, y se procede de manera iterativa.

Procedimiento implementado en el TRAMO.

Partiendo de lo visto en el procedimiento anterior, el programa supone que los órdenes (p, d, q) del *Modelo (1.2)* que sigue la serie son conocidos y procede iterativamente. En la primera etapa, se detectan los outliers uno a uno y se modifican los parámetros del modelo después de haber detectado cada uno. Cuando ya no se encuentran más outliers, se pasa a la segunda etapa, en la que se hace una regresión múltiple, descartándose aquéllos que no sean significativos. Después, se vuelve a la primera etapa para iterar (véase, Gómez & Taguas, 1995).

El esquema anterior es también válido cuando se incluyen efectos de regresión. Entonces, el algoritmo de detección y corrección automática de outliers de TRAMO es el siguiente:

Inicialización.

Si hay variables de regresión en el modelo, incluida la media, se estiman dichos parámetros por MCO y se restan sus efectos de la serie.

Etapas I: Detección y estimación de los outliers uno a uno.

- I.1) Se estiman los parámetros del modelo ARIMA mediante el procedimiento de Hannan & Rissanen (1982), utilizando la serie a la que se le han restado todos los efectos de regresión, incluidos los outliers detectados hasta ese momento.
- I.2) Con las estimaciones de los parámetros del modelo ARIMA, se obtienen nuevas estimaciones de los parámetros de regresión, así como sus estadísticos t-Student, en el *Modelo (2.7)*. Las estimaciones se efectúan mediante MCO, utilizando el algoritmo de Morf et al. (1974), de filtro de Kalman, y el algoritmo QR. Además, se obtienen los residuos de la *ecuación (2.7)*.
- I.3) A partir de los residuos, se obtiene un estimador robusto de la varianza del modelo.
- I.4) Si $\Gamma_{T,J} > C$, existe la posibilidad que la serie observada esté sujeta a la influencia de un outlier de tipo J en el periodo $t = T$. Si no se han encontrado outliers en la primera iteración, se para, concluyendo que la serie está libre de outliers. Si no es la primera iteración se vuelve a II.1. Si, por el contrario, se ha encontrado un outlier, se restan todos los efectos de regresión de la serie, utilizando las estimaciones de I.2 y la

estimación del último outlier obtenida al calcular $\Gamma_{T,J}$, y se vuelve a I.1) para seguir iterando.

Etapa II: Regresión múltiple,

- II.1) Con los estimadores de los parámetros de regresión múltiple y sus estadísticos t-Student obtenidos en la última iteración que se efectuó la etapa I.2, se comprueba si hay algún outlier cuyo estadístico t-Student sea menor que C. Si no se les detecta se para el proceso. Si, por el contrario, se ha encontrado alguno, se eliminan todos lo que no cumplan esa condición y se vuelve a iterar desde I.1.

Las ventajas del algoritmo anterior son:

- a. Todas las estimaciones de los parámetros del modelo ARIMA se efectúan utilizando regresiones lineales con el consiguiente ahorro computacional.
- b. Se utilizan residuos “exactos” frente a aproximados.

El uso de regresiones múltiples evita que se detecten falsos outliers o se dejen de detectar debido al efecto de enmascaramiento.

8. Apéndice II. Codificación de las series.

Por simplicidad en el manejo y ante la imposibilidad de introducir números que podrían dar lugar a error, las series generadas se codifican mediante letras de la siguiente manera, tomando como ejemplo la serie número 1, y siendo extensible al resto:

- ❖ Serie original sin intervención:
 - Y1: serie sin intervención.

- ❖ Serie con un outlier aditivo (AO):
 - YAA1: serie con un AO con la intensidad equivalente a dos veces la desviación típica ($2*SD$).
 - YAB1: serie con un AO con la intensidad equivalente a tres veces la desviación típica ($3*SD$).
 - YAC1: serie con un AO con la intensidad equivalente a cinco veces la desviación típica ($5*SD$).

- ❖ Serie con un outlier cambio en nivel (LS):
 - YLA1: serie con un LS con la intensidad equivalente a dos veces la desviación típica ($2*SD$).
 - YLB1: serie con un LS con la intensidad equivalente a tres veces la desviación típica ($3*SD$).
 - YLC1: serie con un LS con la intensidad equivalente a cinco veces la desviación típica ($5*SD$).

❖ Serie con un outlier cambio temporal (TC):

- YTA1: serie con un TC con la intensidad equivalente a dos veces la desviación típica ($2*SD$).
- YTB1: serie con un TC con la intensidad equivalente a tres veces la desviación típica ($3*SD$).
- YTC1: serie con un TC con la intensidad equivalente a cinco veces la desviación típica ($5*SD$).

Por otra parte las series presentan los rasgos generales que se recogen en la *Tabla 8.1*:

Tabla 8.1. Rasgos generales de las series generadas.

Número de observaciones	Años	Observación inicial	Observación final
60	5	1995.01	1999.12
120	10	1990.01	1999.12
300	25	1975.01	1999.12

Fuente: elaboración propia.

Por su parte, las series reales se codifican de la siguiente manera:

❖ Para la Comunidad Autónoma de Madrid (CAM):

- MPTOT: **CAM**, **P**ernoctaciones en establecimientos hoteleros **T**otal.
- MPNAC: **CAM**, **P**ernoctaciones de residentes en España (**N**acionales) en establecimientos hoteleros.
- MPEXT: **CAM**, **P**ernoctaciones de viajeros con residencia en el **E**xtranjero en establecimientos hoteleros.

❖ Para la Ciudad de Valencia

- VPTOT: **Valencia**, **P**ernoctaciones **T**otales en hoteles y hostales.
- VPNAC: **Valencia**, **P**ernoctaciones de **N**acionales en hoteles y hostales.
- VPEXT: **Valencia**, **P**ernoctaciones de **E**xtranjeros en hoteles y hostales.

9. Apéndice III. Explicación de resultados TSW.

- ❖ Tabla 1: Tipos de outliers por serie. En dicha tabla se recoge el porcentaje de series que presenta outliers de cada uno de los tipos, así como del total, según el tipo de serie, es decir, según la intervención y/o su intensidad, en su caso. Por tanto, en vertical se representan los tipos de outliers y en horizontal la tipología de las series.
- ❖ Gráfico 1: Tipos de outliers por serie. Este gráfico es la representación visual del cuadro anterior, siempre en porcentajes.
- ❖ Tabla 2: Identificación del outlier 04-1998. En este caso la tabla recoge el porcentaje de series de cada tipo que identifica el outlier correspondiente a abril de 1998 y su tipología. Como es normal, la serie original presentará ceros en todos los casos puesto que no existe el outlier y, por tanto, no lo puede identificar.
- ❖ Gráfico 2: Identificación del outlier 04-1998. Constituye la representación del cuadro anterior, de nuevo en valores porcentuales. La diferencia con respecto al gráfico anterior es que en este caso la representación es en forma de columna 100% apilada lo que significa que compara, entre categorías el valor que cada una de ellas aporta al total. Ello se hace porque no siempre el outlier en cuestión es identificado por el tipo especificado en la intervención.
- ❖ Tabla 3: Evolución del BIC. Muestra la evolución del Criterio de Información Bayesiano a medida que se introduce la intervención y aumenta su intensidad. Para ello en el gráfico se utilizan las medias de los grupos de series de cien en cien.

- ❖ Gráfico 3: Evolución del BIC. No es más que la representación gráfica mediante un gráfico lineal de la evolución del criterio en valores absolutos.
- ❖ Tabla 4: Evolución de los estadísticos. Muestra el porcentaje de series que superan los tests estadísticos propuestos, distintos del BIC, al uno por ciento de confianza por grupos de cien.
- ❖ Gráfico 4: Evolución de los estadísticos. En este gráfico se representa mediante un gráfico de líneas la evolución de los diversos estadísticos propuestos, distintos del BIC.
- ❖ Los diferentes estadísticos recogidos en las Tablas 3 y 4 se resumen seguidamente juntos con sus distintos criterios de selección:
 - BIC: criterio de información Bayesiano. Se toma el menor valor posible.
 - Q es el test de Ljung-Box para autocorrelación residual usando las primeras 24 autocorrelaciones, y se distribuye asintóticamente como una χ^2 con $(24 - \text{número de parámetros estimados})$ grados de libertad.
 - N es el test Bowman-Shenton (también conocido como test de Bera-Jarque) para normalidad, y se distribuye asintóticamente como una χ^2_2 .
 - *Asimetría* es el valor de la t asociada con H_0 : asimetría (residuos) = 0.
 - *Kurtosis* es el valor de la t asociada con H_0 : kurtosis (residuos) = 3.
 - QS es el test de Pierce para autocorrelación estacional residual y se distribuye aproximadamente como una χ^2_2 .
 - $Q2$ es el test de McLeod-Li para linealidad del proceso frente a bilinealidad o estructuras tipo ARCH, igual que el QS pero computado sobre los residuos al cuadrado.
 - Rms es el valor de la t asociada con H_0 : signos de los residuos son aleatorios.

Los tests Q , N y $Q2$ son descritos, por ejemplo, en Harvey (1993). Mientras, el test QS es descrito en Pierce (1978).

- ❖ En la *Tabla 9.1* se presenta de forma resumida los criterios de selección para los estadísticos descritos sobre estas líneas.

Tabla 9.1. Criterios de selección de los estadísticos.

Test estadístico	Criterio de selección
BIC	Menor valor posible.
Q de Ljung-Box	$ \cdot < \chi^2_{24-\#}$
Bowman-Shenton de Normalidad	$ \cdot < \chi^2_2$
Asimetría	$ \cdot < t\text{-valor}$
Kurtosis	$ \cdot < t\text{-valor}$
QS de Pierce	$ \cdot < \chi^2_2$
Q2 de McLeod-Li	$ \cdot < \chi^2_{24-\#}$
Runs de Aleatoriedad	$ \cdot < t\text{-valor}$

Nota: # son los parámetros estimados.
 Fuente: elaboración propia.

10. Apéndice IV. Resultados TSW desagregados.

Análisis 10.1. Modelo 1 con 60 observaciones.

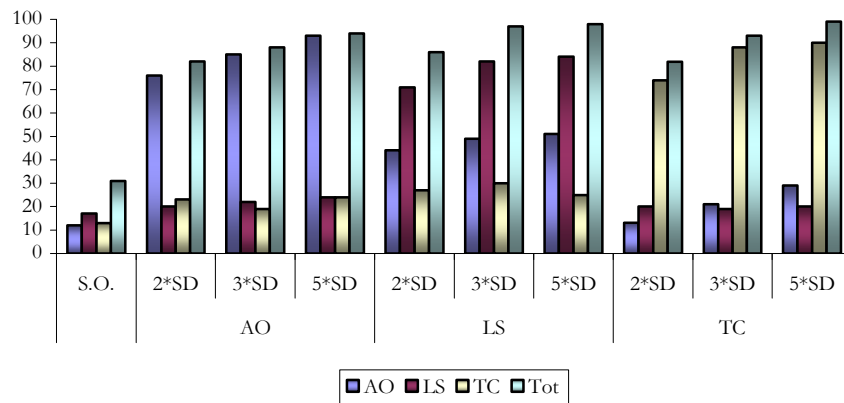
A continuación se presentan tres tablas con sus consiguientes gráficos a modo de resumen y/o evolución de lo que ocurre con las series del Modelo 1 con 60 observaciones a medida que se le introduce un tipo de outlier u otro, así como cuando se cambia la intensidad del impacto. Los mejores resultados los proporcionan aquellas series que sufren la presencia de un outlier del tipo TC. Para el caso del outlier del tipo AO los resultados son muy parecidos aunque ligeramente inferiores. Por el contrario, cuando se introduce un outlier del tipo LS los resultados empeoran sensiblemente.

Tabla 10.1. Tipos de outliers por serie.

% de series con	SERIE ORIGINAL	AO			LS			TC		
		2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
AO	12	76	85	93	44	49	51	13	21	29
LS	17	20	22	24	71	82	84	20	19	20
TC	13	23	19	24	27	30	25	74	88	90
TOT	31	82	88	94	86	97	98	82	93	99

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 10.1. Tipos de outliers por serie.



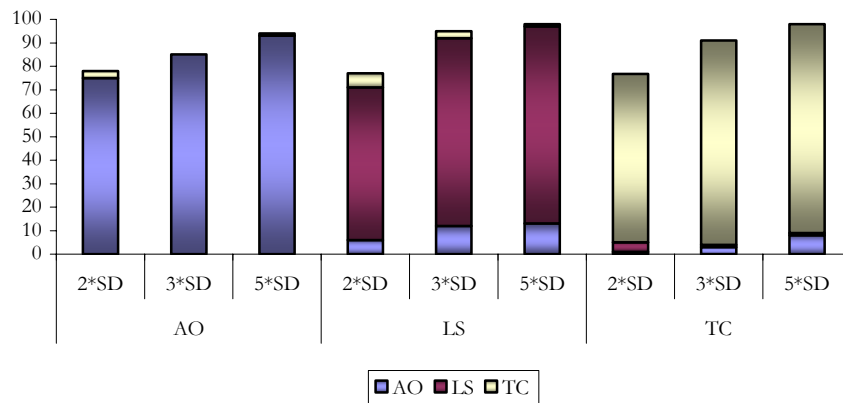
Fuente: elaboración propia.

Tabla 10.2. Identificación del outlier 04-1998.

% de series con	SERIE ORIGINAL	AO			LS			TC		
		2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
AO	0	75	85	93	6	12	13	1	3	8
LS	0	0	0	0	65	80	84	4	1	1
TC	0	3	0	1	6	3	1	72	87	89
TOT	0	78	85	94	77	95	98	77	91	98

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 10.2. Identificación del outlier 04-1998.



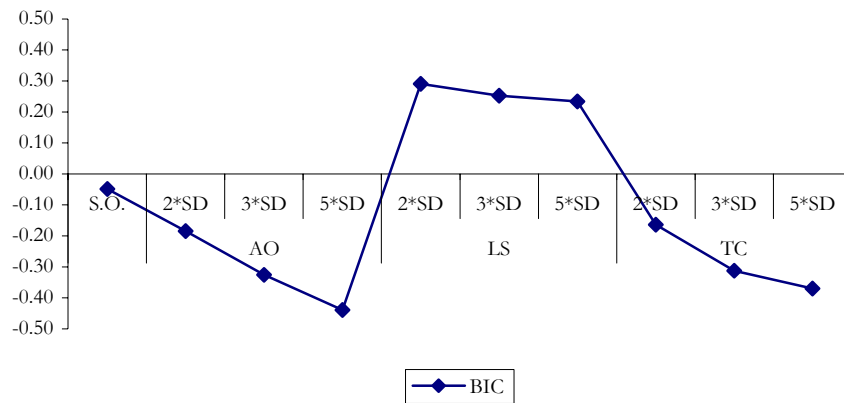
Fuente: elaboración propia.

Tabla 10.3. Evolución del BIC.

BIC	SERIE ORIGINAL	AO			LS			TC		
		2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
Media	-0.05	-0.18	-0.33	-0.44	0.29	0.25	0.23	-0.16	-0.31	-0.37
SD	0.28	0.94	1.14	1.31	1.50	1.62	1.77	0.95	1.19	1.24
Máx.	0.54	0.79	1.16	1.39	1.72	2.23	2.79	0.78	0.67	0.85
Mín.	-0.88	-5.38	-5.38	-5.38	-5.69	-5.13	-5.25	-5.00	-5.59	-5.02

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 10.3. Evolución del BIC.



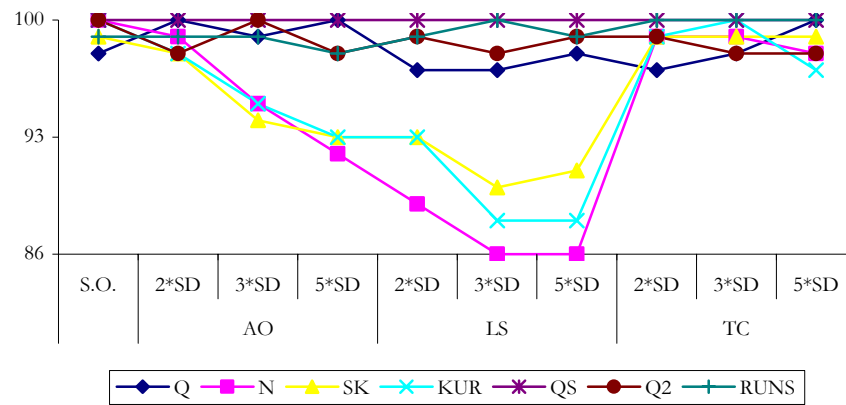
Fuente: elaboración propia.

Tabla 10.4. Evolución de los estadísticos.

% de series que superan el test (1%)	S. O.	AO			LS			TC		
		2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
Box-Ljung	98	100	99	100	97	97	98	97	98	100
Normalidad	100	99	95	92	89	86	86	99	99	98
Asimetría	99	98	94	93	93	90	91	99	99	99
Kurtosis	100	98	95	93	93	88	88	99	100	97
Pierce	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
McLeod-Li	100	98	100	98	99	98	99	99	98	98
Aleatoriedad	99	99	99	98	99	100	99	100	100	100

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 10.4. Evolución de los estadísticos.



Fuente: elaboración propia.

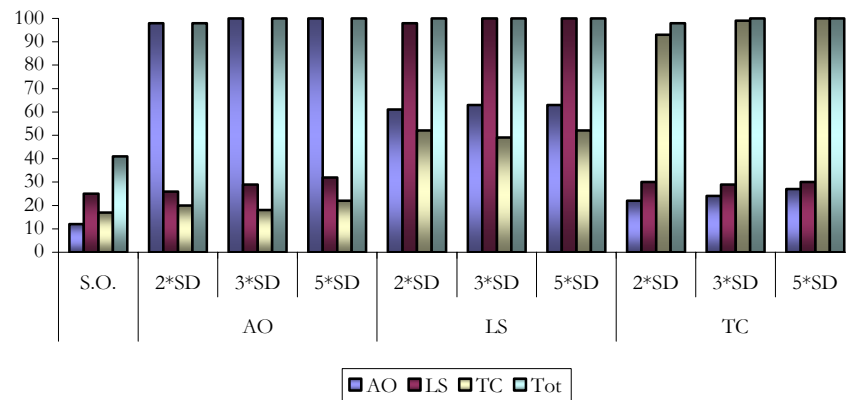
Análisis 10.2. Modelo 1 con 120 observaciones.

A continuación se presentan tres tablas con sus consiguientes gráficos a modo de resumen y/o evolución de lo que ocurre con las series del Modelo 1 con 120 observaciones a medida que se le introduce un tipo de outlier u otro, así como cuando se cambia la intensidad del impacto. De nuevo, los mejores resultados los proporcionan aquellas series que sufren la presencia de un outlier del tipo TC. Para el caso del outlier del tipo AO los resultados son muy parecidos aunque ligeramente inferiores. Por el contrario, cuando se introduce un outlier del tipo LS los resultados empeoran sensiblemente. La principal diferencia radica en que aumenta el número de series que identifican el outlier introducido.

Tabla 10.5. Tipos de outliers por serie.

% de series con	SERIE ORIGINAL	AO			LS			TC		
		2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
AO	12	98	100	100	61	63	63	22	24	27
LS	25	26	29	32	98	100	100	30	29	30
TC	17	20	18	22	52	49	52	93	99	100
TOT	41	98	100	100	100	100	100	98	100	100

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 10.5. Tipos de outliers por serie.

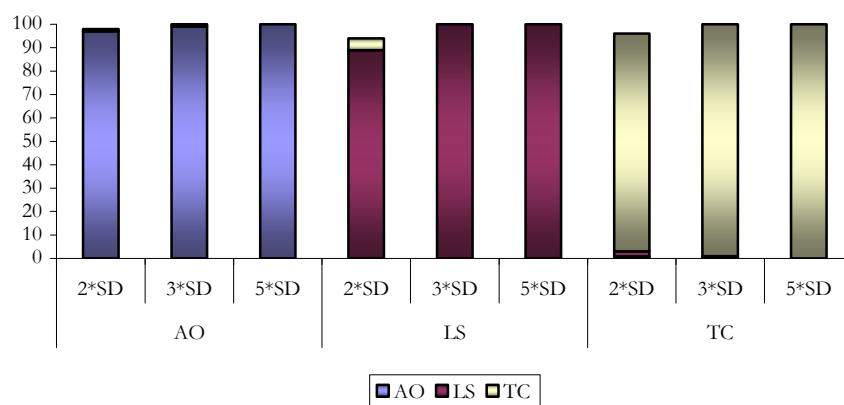
Fuente: elaboración propia.

Tabla 10.6. Identificación del outlier 04-1998.

% de series con	SERIE ORIGINAL	AO			LS			TC		
		2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
AO	0	97	99	100	0	0	0	1	0	0
LS	0	0	0	0	89	100	100	2	1	0
TC	0	1	1	0	5	0	0	93	99	100
TOT	0	98	100	100	94	100	100	96	100	100

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 10.6. Identificación del outlier 04-1998.



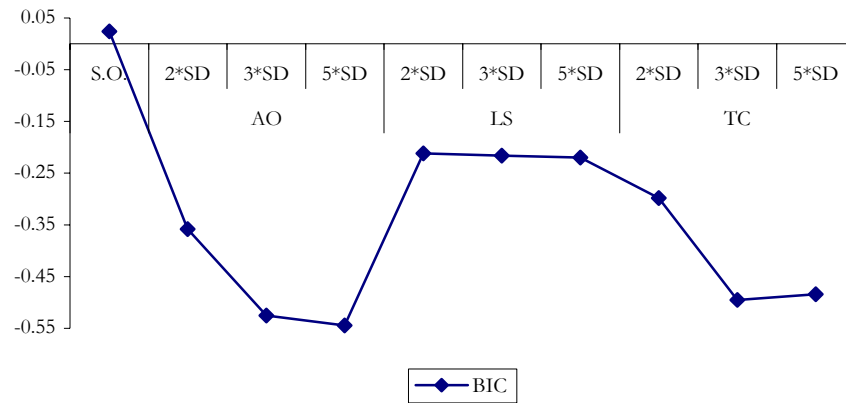
Fuente: elaboración propia.

Tabla 10.7. Evolución del BIC.

BIC	SERIE ORIGINAL	AO			LS			TC		
		2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
Media	0.02	-0.36	-0.53	-0.54	-0.21	-0.22	-0.22	-0.30	-0.50	-0.48
SD	0.16	1.34	1.55	1.59	1.73	1.74	1.73	1.32	1.55	1.52
Máx.	0.36	0.39	0.39	0.39	1.00	1.00	1.00	0.49	0.39	0.39
Mín.	-0.38	-5.24	-5.35	-5.35	-5.44	-5.30	-5.39	-5.38	-5.57	-5.25

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 10.7. Evolución del BIC.



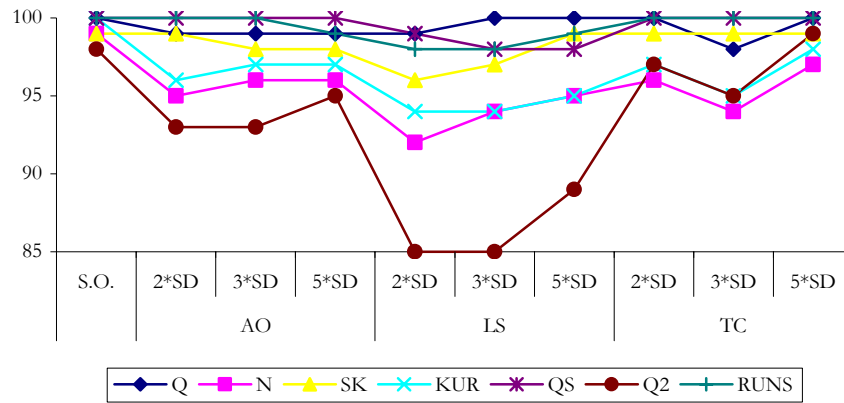
Fuente: elaboración propia.

Tabla 10.8. Evolución de los estadísticos.

% de series que superan el test (1%)	S. O.	AO			LS			TC		
		2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
Box-Ljung	100	99	99	99	99	100	100	100	98	100
Normalidad	99	95	96	96	92	94	95	96	94	97
Asimetría	99	99	98	98	96	97	99	99	99	99
Kurtosis	100	96	97	97	94	94	95	97	95	98
Pierce	100	100	100	100	99	98	98	100	100	100
McLeod-Li	98	93	93	95	85	85	89	97	95	99
Aleatoriedad	100	100	100	99	98	98	99	100	100	100

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 10.8. Evolución de los estadísticos.



Fuente: elaboración propia.

Análisis 10.3. Modelo 1 con 300 observaciones.

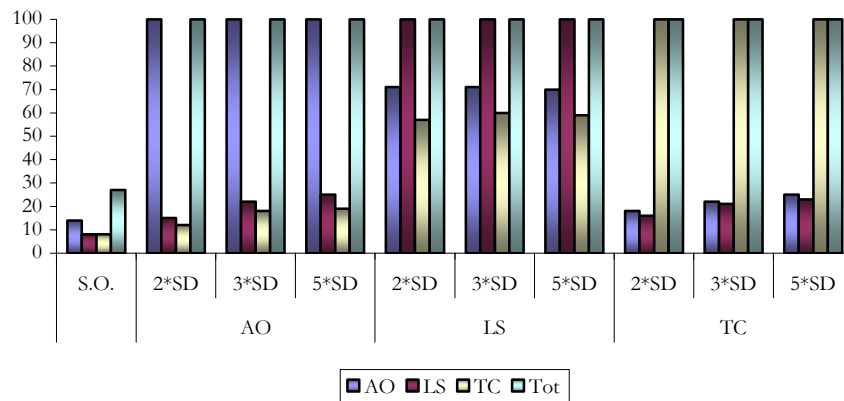
A continuación se presentan tres tablas con sus consiguientes gráficos a modo de resumen y/o evolución de lo que ocurre con las series del Modelo 1 con 300 observaciones a medida que se le introduce un tipo de outlier u otro, así como cuando se cambia la intensidad del impacto. En este ocasión, las series identifican mejor el outlier y, excepto en un caso que se queda en el noventa y nueve por ciento, en el resto es identificado por el cien por cien de las series y con el tipo de outlier que “a priori” se ha introducido. En cuanto a los estadísticos empeoran considerablemente respecto a los otros tamaños muestrales, sobre todo, los tests de Normalidad, Kurtosis y McLeod-Li. Además, este comportamiento se agrava para el caso en el que el outlier introducido es del tipo cambio de nivel (LS).

Tabla 10.9. Tipos de outliers por serie.

% de series con	SERIE ORIGINAL	AO			LS			TC		
		2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
AO	14	100	100	100	71	71	70	18	22	25
LS	8	15	22	25	100	100	100	16	21	23
TC	8	12	18	19	57	60	59	100	100	100
TOT	27	100	100	100	100	100	100	100	100	100

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 10.9. Tipos de outliers por serie.



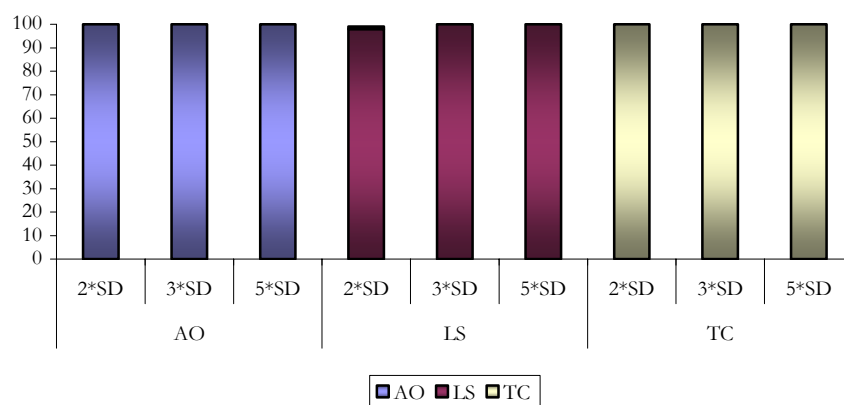
Fuente: elaboración propia.

Tabla 10.10. Identificación del outlier 04-1998.

% de series con	SERIE ORIGINAL	AO			LS			TC		
		2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
AO	0	100	100	100	0	0	0	0	0	0
LS	0	0	0	0	98	100	100	0	0	0
TC	0	0	0	0	1	0	0	100	100	100
TOT	0	100	100	100	99	100	100	100	100	100

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 10.10. Identificación del outlier 04-1998.



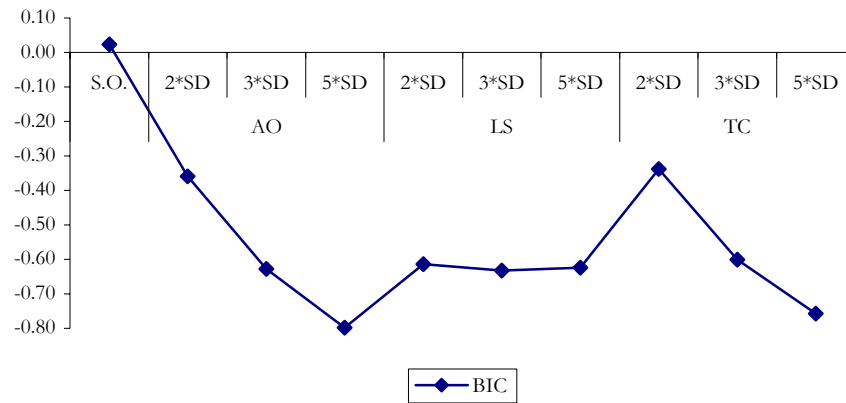
Fuente: elaboración propia.

Tabla 10.11. Evolución del BIC.

BIC	SERIE ORIGINAL	AO			LS			TC		
		2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
Media	0.02	-0.36	-0.63	-0.80	-0.61	-0.63	-0.62	-0.34	-0.60	-0.76
SD	0.09	1.59	2.02	2.19	2.19	2.23	2.22	1.59	1.99	2.13
Máx.	0.24	0.25	0.25	0.25	0.41	0.49	0.75	0.27	0.27	0.27
Mín.	-0.19	-8.01	-8.01	-8.01	-8.00	-7.91	-7.89	-7.89	-7.64	-7.17

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 10.11. Evolución del BIC.



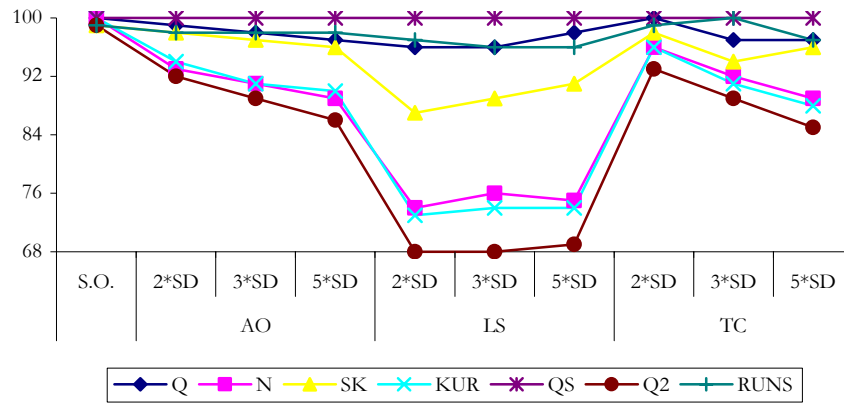
Fuente: elaboración propia.

Tabla 10.12. Evolución de los estadísticos.

% de series que superan el test (1%)	S. O.	AO			LS			TC		
		2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
Box-Ljung	100	99	98	97	96	96	98	100	97	97
Normalidad	100	93	91	89	74	76	75	96	92	89
Asimetría	99	98	97	96	87	89	91	98	94	96
Kurtosis	100	94	91	90	73	74	74	96	91	88
Pierce	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
McLeod-Li	99	92	89	86	68	68	69	93	89	85
Aleatoriedad	99	98	98	98	97	96	96	99	100	97

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 10.12. Evolución de los estadísticos.



Fuente: elaboración propia.

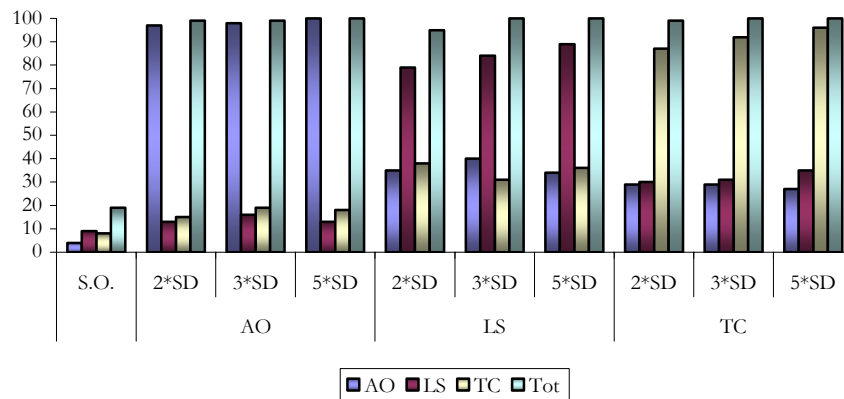
Análisis 10.4. Modelo 2 con 60 observaciones.

A continuación se presentan tres tablas con sus consiguientes gráficos a modo de resumen y/o evolución de lo que ocurre con las series del Modelo 2 con 60 observaciones a medida que se le introduce un tipo de outlier u otro, así como cuando se cambia la intensidad del impacto. Los mejores resultados los proporcionan aquéllas series que sufren la presencia de un outlier del tipo TC. Para el caso del outlier del tipo AO los resultados son muy parecidos aunque ligeramente inferiores. Por el contrario, cuando se introduce un outlier del tipo LS los resultados empeoran sensiblemente, sobre todo, los tests de Normalidad, Asimetría y Kurtosis que se sitúan en valores que van entre el 85% y el 90% de las series.

Tabla 10.13. Tipos de outliers por serie.

% de series con	SERIE ORIGINAL	AO			LS			TC		
		2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
AO	4	97	98	100	35	40	34	29	29	27
LS	9	13	16	13	79	84	89	30	31	35
TC	8	15	19	18	38	31	36	87	92	96
TOT	19	99	99	100	95	100	100	99	100	100

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 10.13. Tipos de outliers por serie.

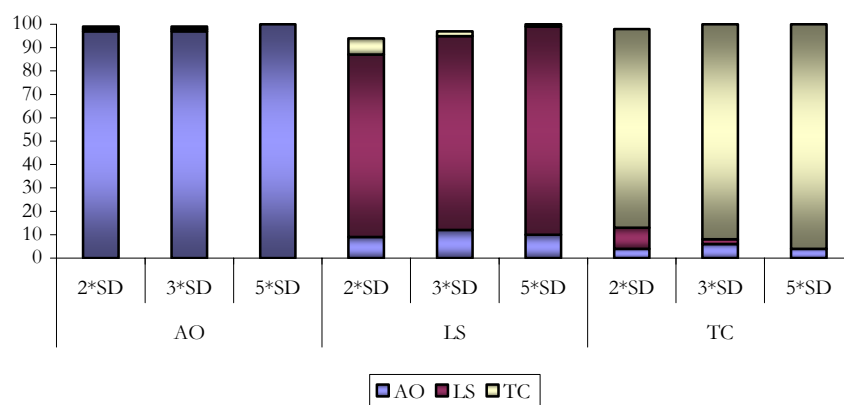
Fuente: elaboración propia.

Tabla 10.14. Identificación del outlier 04-1998.

% de series con	SERIE ORIGINAL	AO			LS			TC		
		2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
AO	0	97	97	100	9	12	10	4	6	4
LS	0	1	1	0	78	83	89	9	2	0
TC	0	1	1	0	7	2	1	85	92	96
TOT	0	99	99	100	94	97	100	98	100	100

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 10.14. Identificación del outlier 04-1998.



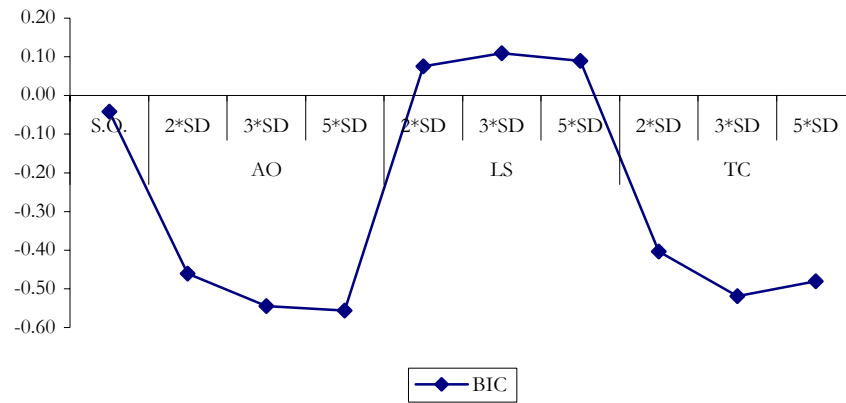
Fuente: elaboración propia.

Tabla 10.15. Evolución del BIC.

BIC	SERIE ORIGINAL	AO			LS			TC		
		2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
Media	-0.04	-0.46	-0.54	-0.56	0.08	0.11	0.09	-0.40	-0.52	-0.48
SD	0.52	1.51	1.60	1.59	1.98	2.03	2.14	1.46	1.64	1.61
Máx.	0.46	0.96	1.37	0.55	1.91	2.42	3.21	0.56	0.60	0.97
Mín.	-4.63	-6.03	-5.77	-5.79	-5.43	-5.50	-5.62	-5.37	-5.95	-5.20

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 10.15. Evolución del BIC.



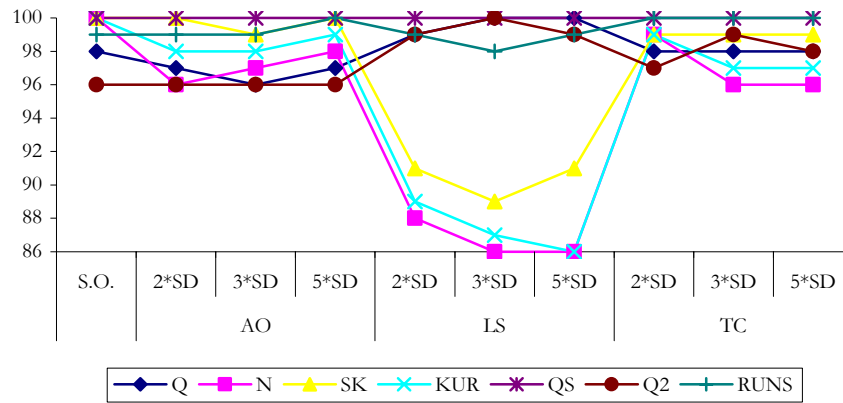
Fuente: elaboración propia.

Tabla 10.16. Evolución de los estadísticos.

% de series que superan el test (1%)	S. O.	AO			LS			TC		
		2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
Box-Ljung	98	97	96	97	99	100	100	98	98	98
Normalidad	100	96	97	98	88	86	86	99	96	96
Asimetría	100	100	99	100	91	89	91	99	99	99
Kurtosis	100	98	98	99	89	87	86	99	97	97
Pierce	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
McLeod-Li	96	96	96	96	99	100	99	97	99	98
Aleatoriedad	99	99	99	100	99	98	99	100	100	100

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 10.16. Evolución de los estadísticos.



Fuente: elaboración propia.

Análisis 10.5. Modelo 2 con 120 observaciones.

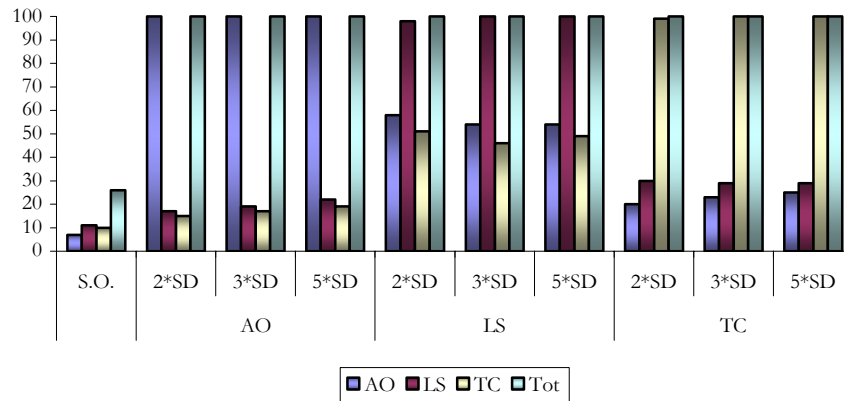
A continuación se presentan tres tablas con sus consiguientes gráficos a modo de resumen y/o evolución de lo que ocurre con las series del Modelo 2 con 120 observaciones a medida que se le introduce un tipo de outlier u otro, así como cuando se cambia la intensidad del impacto. En esta ocasión, las series identifican mejor el outlier superándose en todos los casos, el noventa y cinco por ciento de series que lo reconocen y con el tipo de outlier que “a priori” se ha introducido. En cuanto a los estadísticos empeoran ligeramente respecto al caso anterior, sobre todo, los tests de Normalidad, Kurtosis y McLeod-Li. Además, este comportamiento se agrava para el caso del LS.

Tabla 10.17. Tipos de outliers por serie.

% de series con	SERIE ORIGINAL	AO			LS			TC		
		2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
AO	7	100	100	100	58	54	54	20	23	25
LS	11	17	19	22	98	100	100	30	29	29
TC	10	15	17	19	51	46	49	99	100	100
TOT	26	100	100	100	100	100	100	100	100	100

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 10.17. Tipos de outliers por serie.



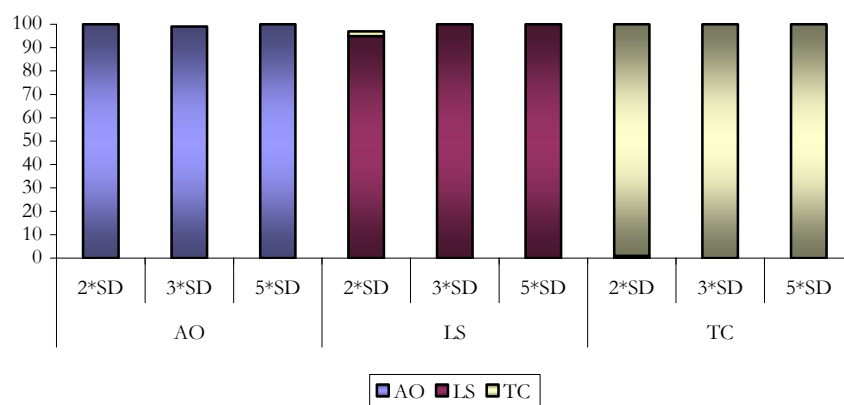
Fuente: elaboración propia.

Tabla 10.18. Identificación del outlier 04-1998.

% de series con	SERIE ORIGINAL	AO			LS			TC		
		2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
AO	0	100	99	100	0	0	0	0	0	0
LS	0	0	0	0	95	100	100	1	0	0
TC	0	0	0	0	2	0	0	99	100	100
TOT	0	100	99	100	97	100	100	100	100	100

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 10.18. Identificación del outlier 04-1998.



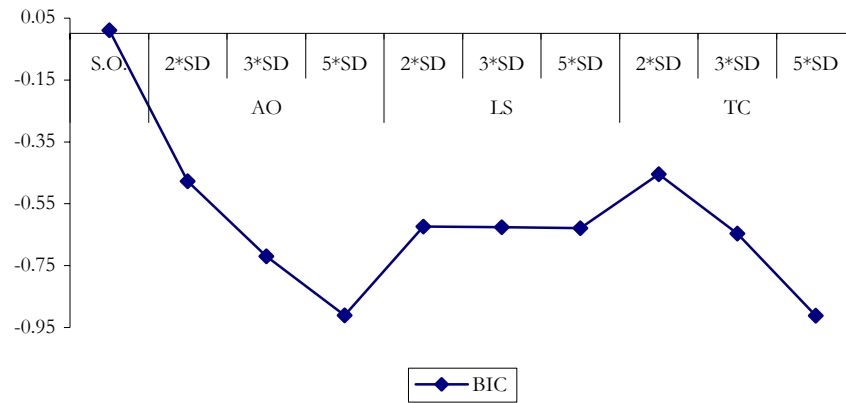
Fuente: elaboración propia.

Tabla 10.19. Evolución del BIC.

BIC	SERIE ORIGINAL	AO			LS			TC		
		2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
Media	0.01	-0.48	-0.72	-0.91	-0.62	-0.63	-0.63	-0.45	-0.65	-0.91
SD	0.16	1.72	1.96	2.18	2.40	2.43	2.44	1.71	1.98	2.23
Máx.	0.41	0.44	0.44	0.44	0.89	0.85	1.00	0.49	0.49	0.49
Mín.	-0.37	-6.62	-6.46	-6.69	-6.86	-7.11	-7.20	-6.30	-6.65	-6.57

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 10.19. Evolución del BIC.



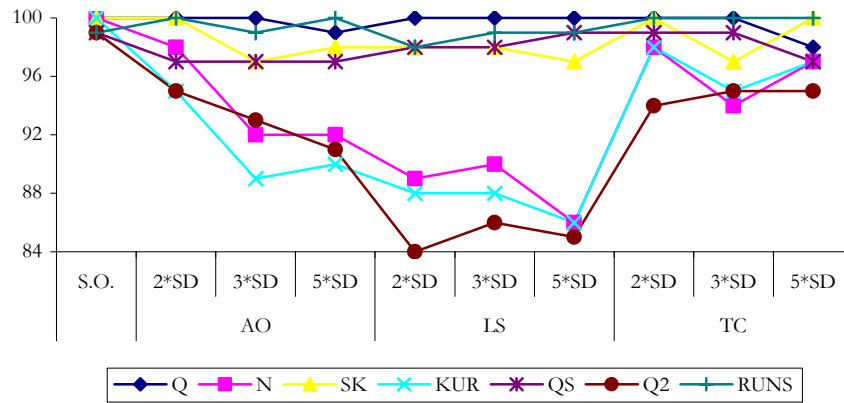
Fuente: elaboración propia.

Tabla 10.20. Evolución de los estadísticos.

% de series que superan el test (1%)	S. O.	AO			LS			TC		
		2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
Box-Ljung	100	100	100	99	100	100	100	100	100	98
Normalidad	100	98	92	92	89	90	86	98	94	97
Asimetría	100	100	97	98	98	98	97	100	97	100
Kurtosis	100	95	89	90	88	88	86	98	95	97
Pierce	99	97	97	97	98	98	99	99	99	97
McLeod-Li	99	95	93	91	84	86	85	94	95	95
Alatoriedad	99	100	99	100	98	99	99	100	100	100

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 10.20. Evolución de los estadísticos.



Fuente: elaboración propia.

Análisis 10.6. Modelo 2 con 300 observaciones.

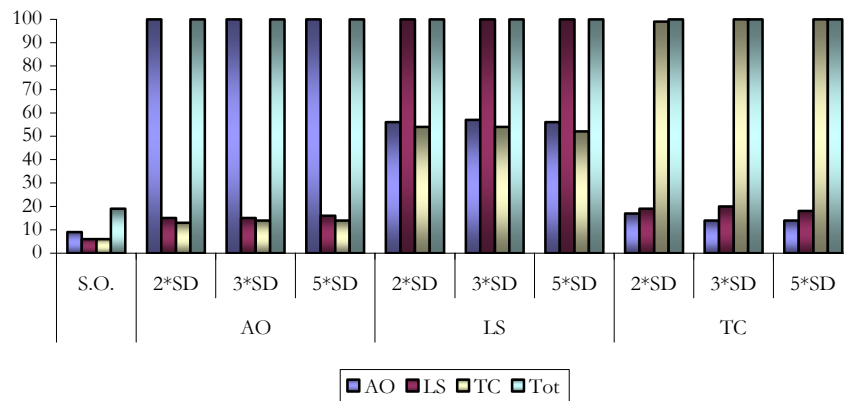
A continuación se presentan tres tablas con sus consiguientes gráficos a modo de resumen y/o evolución de lo que ocurre con las series del Modelo 2 con 300 observaciones a medida que se le introduce un tipo de outlier u otro, así como cuando se cambia la intensidad del impacto. Las series identifican mejor el outlier superándose en todos los casos, el noventa y nueve por ciento de series que lo reconocen y con el tipo de outlier que “a priori” se ha introducido. En cuanto a los estadísticos empeoran considerablemente respecto a los otros tamaños muestrales, sobre todo, los tests de Normalidad, Kurtosis y McLeod-Li. Además, este comportamiento se agrava para el caso en el que el outlier es del tipo cambio de nivel (LS), bajando incluso hasta cifras de entre el 50% y el 60% de series que los superan.

Tabla 10.21. Tipos de outliers por serie.

% de series con	SERIE ORIGINAL	AO			LS			TC		
		2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
AO	9	100	100	100	56	57	56	17	14	14
LS	6	15	15	16	100	100	100	19	20	18
TC	6	13	14	14	54	54	52	99	100	100
TOT	19	100	100	100	100	100	100	100	100	100

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 10.21. Tipos de outliers por serie.



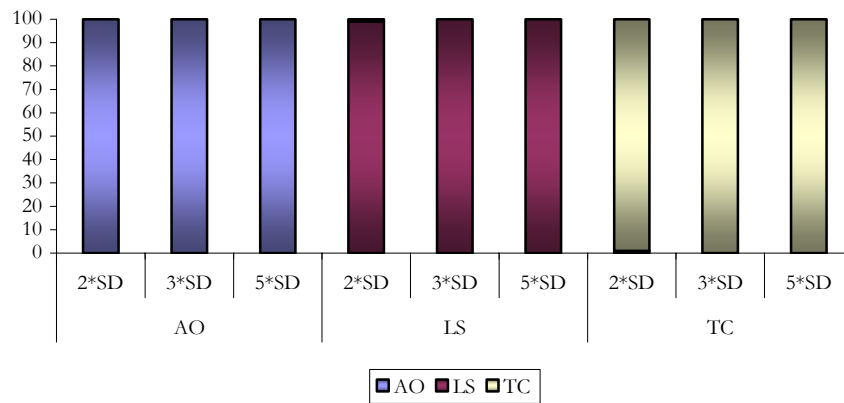
Fuente: elaboración propia.

Tabla 10.22. Identificación del outlier 04-1998.

% de series con	SERIE ORIGINAL	AO			LS			TC		
		2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
AO	0	100	100	100	0	0	0	1	0	0
LS	0	0	0	0	99	100	100	0	0	0
TC	0	0	0	0	1	0	0	99	100	100
TOT	0	100	100	100	100	100	100	100	100	100

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 10.22. Identificación del outlier 04-1998.



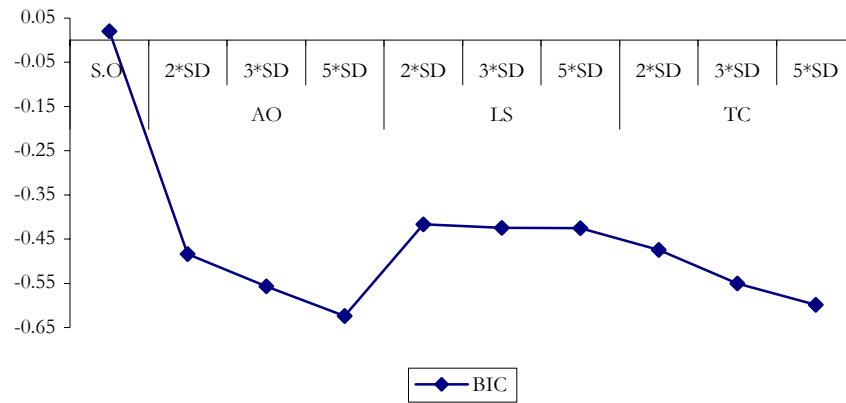
Fuente: elaboración propia.

Tabla 10.23. Evolución del BIC.

BIC	SERIE ORIGINAL	AO			LS			TC		
		2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
Media	0.02	-0.48	-0.56	-0.62	-0.42	-0.42	-0.43	-0.47	-0.55	-0.60
SD	0.08	1.93	2.05	2.14	2.18	2.20	2.20	1.95	2.08	2.11
Máx.	0.20	0.21	0.21	0.21	0.60	0.60	0.60	0.23	0.23	0.23
Mín.	-0.16	-8.26	-8.26	-8.26	-8.26	-8.26	-8.26	-8.49	-8.44	-8.31

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 10.23. Evolución del BIC.



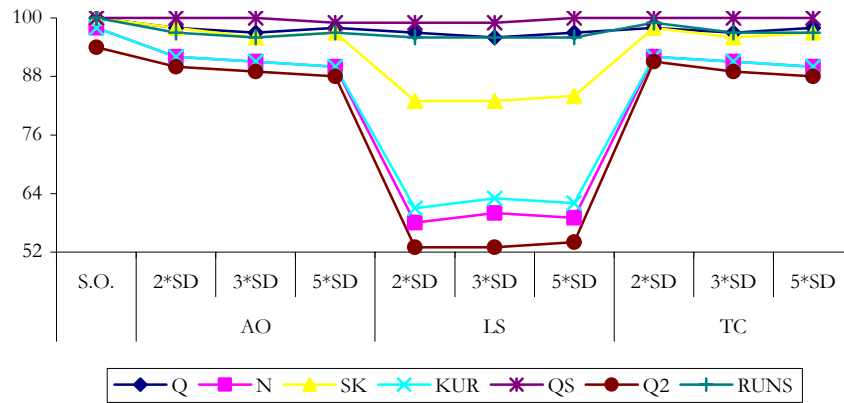
Fuente: elaboración propia.

Tabla 10.24. Evolución de los estadísticos.

% de series que superan el test (1%)	S. O.	AO			LS			TC		
		2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
Box-Ljung	100	98	97	98	97	96	97	98	97	98
Normalidad	98	92	91	90	58	60	59	92	91	90
Asimetría	100	98	96	97	83	83	84	98	96	97
Kurtosis	98	92	91	90	61	63	62	92	91	90
Pierce	100	100	100	99	99	99	100	100	100	100
McLeod-Li	94	90	89	88	53	53	54	91	89	88
Aleatoriedad	100	97	96	97	96	96	96	99	97	97

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 10.24. Evolución de los estadísticos.



Fuente: elaboración propia.

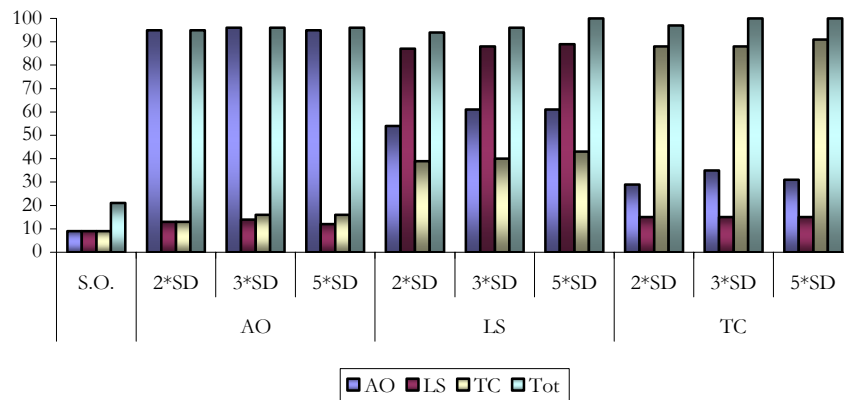
Análisis 10.7. Modelo 3 con 60 observaciones.

A continuación se presentan tres tablas con sus consiguientes gráficos a modo de resumen y/o evolución de lo que ocurre con las series del Modelo 3 con 60 observaciones a medida que se le introduce un tipo de outlier u otro, así como cuando se cambia la intensidad del impacto. Los mejores resultados los proporcionan aquellas series que sufren la presencia de un outlier del tipo cambio temporal (TC). Para el caso del outlier del tipo aditivo (AO) los resultados son muy parecidos aunque ligeramente inferiores. Por el contrario, cuando se introduce un outlier del tipo cambio de nivel (LS) los resultados empeoran sensiblemente, sobre todo, para los tests de Normalidad y Kurtosis.

Tabla 10.25. Tipos de outliers por serie.

% de series con	SERIE ORIGINAL	AO			LS			TC		
		2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
AO	9	95	96	95	54	61	61	29	35	31
LS	9	13	14	12	87	88	89	15	15	15
TC	9	13	16	16	39	40	43	88	88	91
TOT	21	95	96	96	94	96	100	97	100	100

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 10.25. Tipos de outliers por serie.

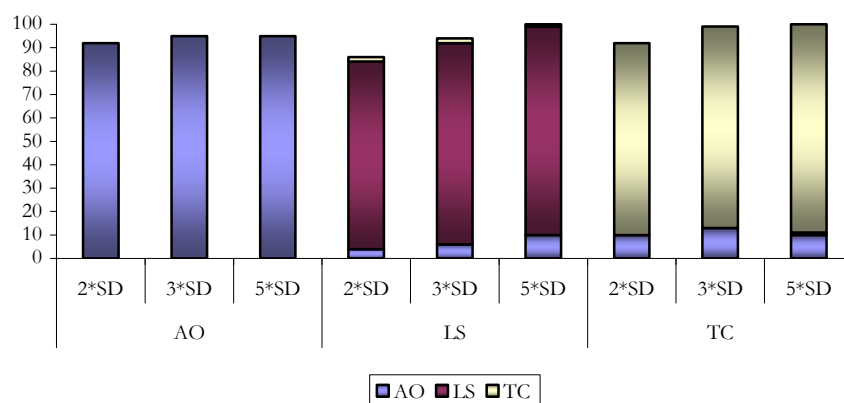
Fuente: elaboración propia.

Tabla 10.26. Identificación del outlier 04-1998.

% de series con	SERIE ORIGINAL	AO			LS			TC		
		2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
AO	0	92	95	95	4	6	10	10	13	10
LS	0	0	0	0	80	86	89	0	0	1
TC	0	0	0	0	2	2	1	82	86	89
TOT	0	92	95	95	86	94	100	92	99	100

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 10.26. Identificación del outlier 04-1998.



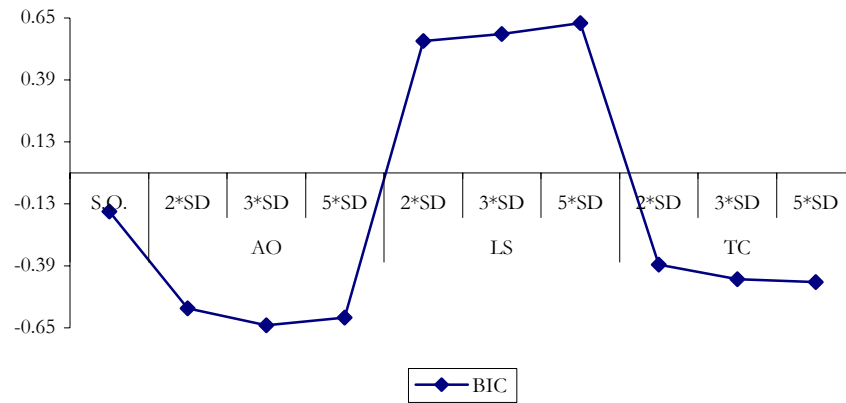
Fuente: elaboración propia.

Tabla 10.27. Evolución del BIC.

BIC	SERIE ORIGINAL	AO			LS			TC		
		2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
Media	-0.16	-0.57	-0.64	-0.61	0.55	0.58	0.63	-0.38	-0.45	-0.46
SD	0.76	1.54	1.58	1.61	2.10	2.10	2.11	1.48	1.57	1.58
Máx.	0.55	1.02	1.43	2.17	3.70	4.09	4.59	1.09	2.13	2.43
Mín.	-6.12	-6.11	-5.54	-5.54	-5.35	-5.42	-5.05	-5.46	-5.55	-5.39

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 10.27. Evolución del BIC.



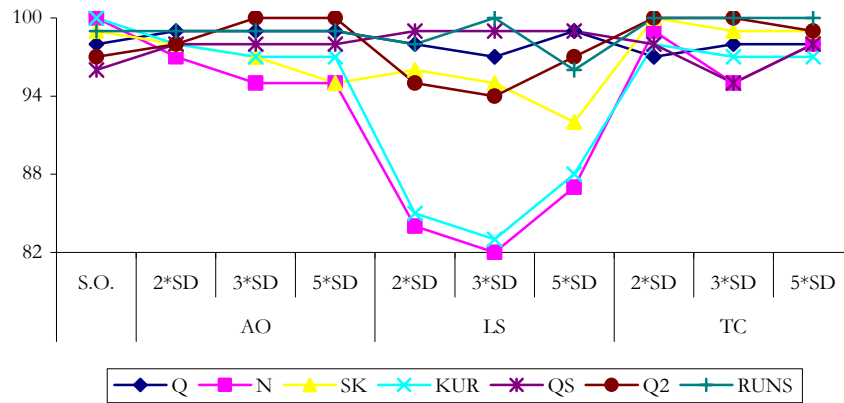
Fuente: elaboración propia.

Tabla 10.28. Evolución de los estadísticos.

% de series que superan el test (1%)	S. O.	AO			LS			TC		
		2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
Box-Ljung	98	99	99	99	98	97	99	97	98	98
Normalidad	100	97	95	95	84	82	87	99	95	98
Asimetría	99	98	97	95	96	95	92	100	99	99
Kurtosis	100	98	97	97	85	83	88	98	97	97
Pierce	96	98	98	98	99	99	99	98	95	98
McLeod-Li	97	98	100	100	95	94	97	100	100	99
Aleatoriedad	99	99	99	99	98	100	96	100	100	100

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 10.28. Evolución de los estadísticos.



Fuente: elaboración propia.

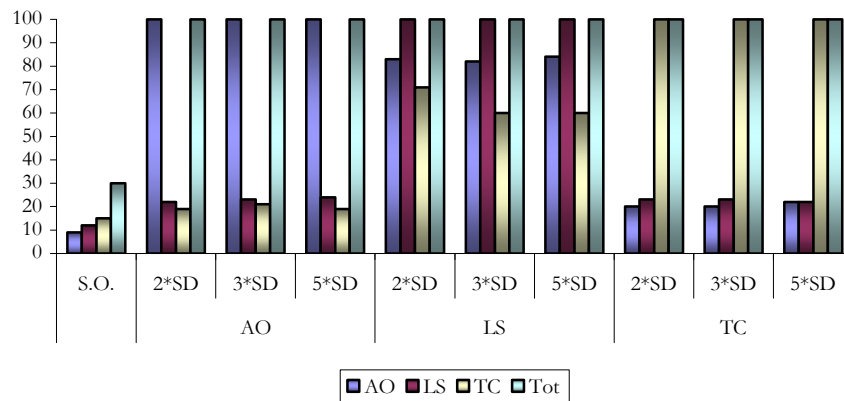
Análisis 10.8. Modelo 3 con 120 observaciones.

A continuación se presentan tres tablas con sus consiguientes gráficos a modo de resumen y/o evolución de lo que ocurre con las series del Modelo 3 con 120 observaciones a medida que se le introduce un tipo de outlier u otro, así como cuando se cambia la intensidad del impacto. Los mejores resultados los proporcionan aquellas series que sufren la presencia de un outlier del tipo cambio temporal (TC). Para el caso del outlier del tipo aditivo (AO) los resultados son parecidos aunque inferiores. Por el contrario, cuando se introduce un outlier del tipo cambio de nivel (LS) los resultados empeoran sensiblemente. No obstante, en general estos resultados son muy inferiores a los proporcionados por este mismo modelo con 60 observaciones y para los otros modelos con este mismo tamaño muestral.

Tabla 10.29. Tipos de outliers por serie.

% de series con	SERIE ORIGINAL	AO			LS			TC		
		2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
AO	9	100	100	100	83	82	84	20	20	22
LS	12	22	23	24	100	100	100	23	23	22
TC	15	19	21	19	71	60	60	100	100	100
TOT	30	100	100	100	100	100	100	100	100	100

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 10.29. Tipos de outliers por serie.

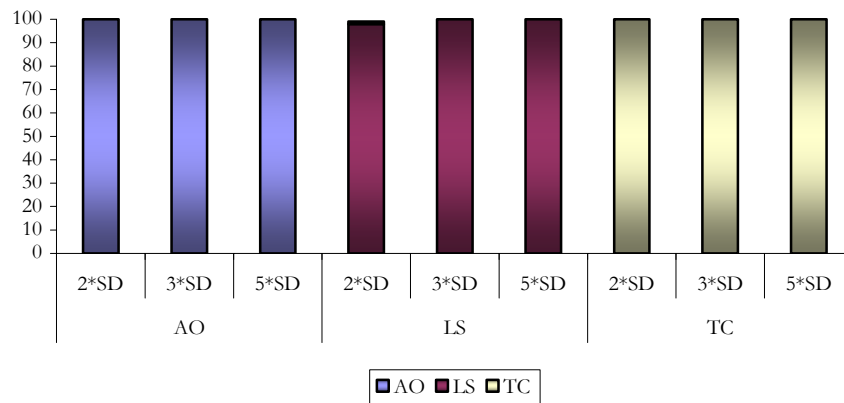
Fuente: elaboración propia.

Tabla 10.30. Identificación del outlier 04-1998.

% de series con	SERIE ORIGINAL	AO			LS			TC		
		2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
AO	0	100	100	100	0	0	0	0	0	0
LS	0	0	0	0	98	100	100	0	0	0
TC	0	0	0	0	1	0	0	100	100	100
TOT	0	100	100	100	99	100	100	100	100	100

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 10.30. Identificación del outlier 04-1998.



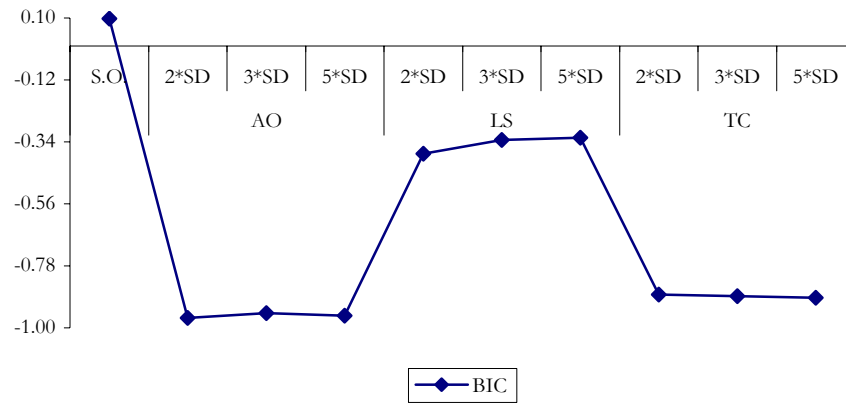
Fuente: elaboración propia.

Tabla 10.31. Evolución del BIC.

BIC	SERIE ORIGINAL	AO			LS			TC		
		2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
Media	0.10	-0.96	-0.95	-0.96	-0.38	-0.33	-0.33	-0.88	-0.89	-0.89
SD	0.25	2.37	2.33	2.36	2.65	2.62	2.57	2.27	2.27	2.28
Máx.	2.15	0.44	0.44	0.44	1.76	1.74	1.74	0.78	0.78	0.78
Mín.	-0.25	-7.15	-7.15	-7.44	-7.13	-7.07	-7.07	-7.05	-6.68	-7.02

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 10.31. Evolución del BIC.



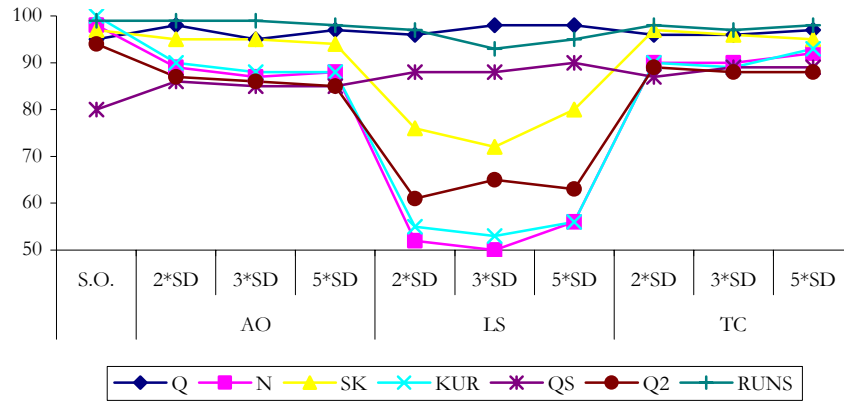
Fuente: elaboración propia.

Tabla 10.32. Evolución de los estadísticos.

% de series que superan el test (1%)	S. O.	AO			LS			TC		
		2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
Box-Ljung	95	98	95	97	96	98	98	96	96	97
Normalidad	98	89	87	88	52	50	56	90	90	92
Asimetría	97	95	95	94	76	72	80	97	96	95
Kurtosis	100	90	88	88	55	53	56	90	89	93
Pierce	80	86	85	85	88	88	90	87	89	89
McLeod-Li	94	87	86	85	61	65	63	89	88	88
Aleatoriedad	99	99	99	98	97	93	95	98	97	98

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 10.32. Evolución de los estadísticos.



Fuente: elaboración propia.

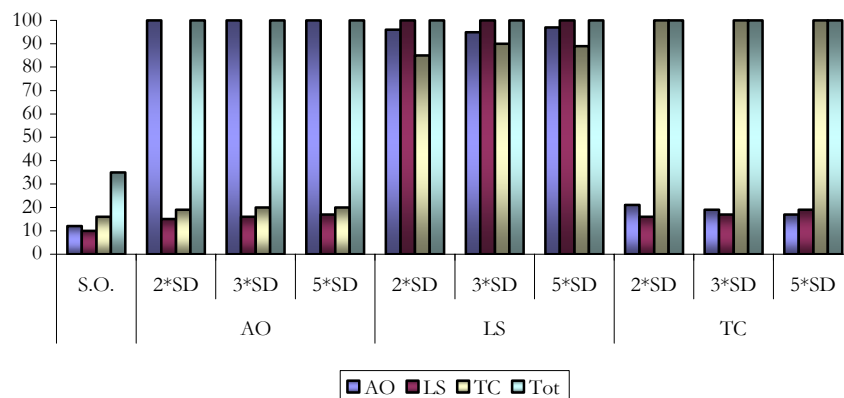
Análisis 10.9. Modelo 3 con 300 observaciones.

A continuación se presentan tres tablas con sus consiguientes gráficos a modo de resumen y/o evolución de lo que ocurre con las series del Modelo 3 con 300 observaciones a medida que se le introduce un tipo de outlier u otro, así como cuando se cambia la intensidad del impacto. En general, los resultados globales son muy malos y además, los peores de este estudio. En todo momento, el test de Pierce ronda entre el 20% y el 30% de las series. Asimismo, el caso en el que se introduce un outlier del tipo cambio de nivel (LS) aun es peor puesto que sitúa todos sus tests por debajo del 60%, excepto el de Aleatoriedad que es estable en torno al 90%. Lo único positivo a destacar es que todas las series identifican el outlier en cuestión y según el tipo introducido “a priori”.

Tabla 10.33. Tipos de outliers por serie.

% de series con	SERIE ORIGINAL	AO			LS			TC		
		2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
AO	12	100	100	100	96	95	97	21	19	17
LS	10	15	16	17	100	100	100	16	17	19
TC	16	19	20	20	85	90	89	100	100	100
TOT	35	100	100	100	100	100	100	100	100	100

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 10.33. Tipos de outliers por serie.

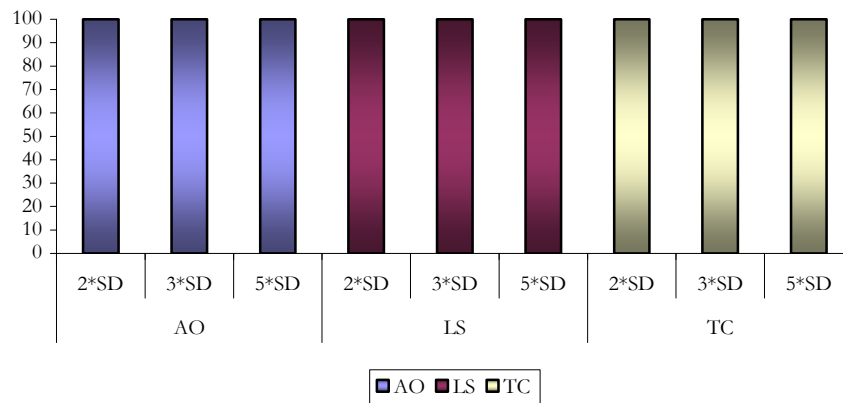
Fuente: elaboración propia.

Tabla 10.34. Identificación del outlier 04-1998.

% de series con	SERIE ORIGINAL	AO			LS			TC		
		2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
AO	0	100	100	100	0	0	0	0	0	0
LS	0	0	0	0	100	100	100	0	0	0
TC	0	0	0	0	0	0	0	100	100	100
TOT	0	100	100	100	100	100	100	100	100	100

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 10.34. Identificación del outlier 04-1998.



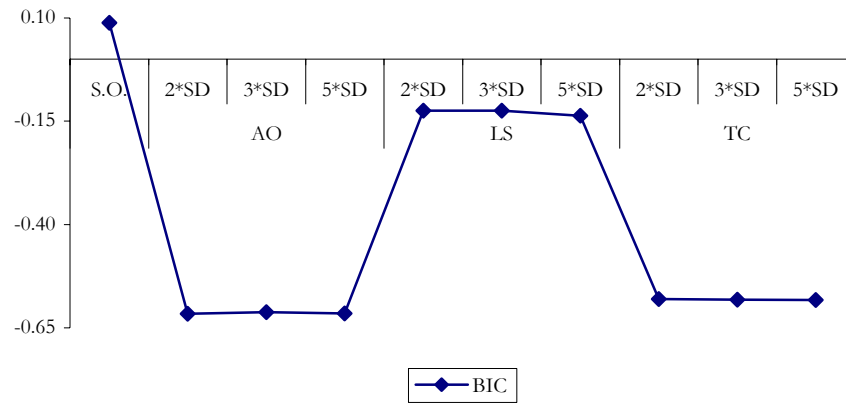
Fuente: elaboración propia.

Tabla 10.35. Evolución del BIC.

BIC	SERIE ORIGINAL	AO			LS			TC		
		2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
Media	0.09	-0.62	-0.61	-0.62	-0.12	-0.12	-0.14	-0.58	-0.58	-0.58
SD	0.10	2.21	2.20	2.20	2.32	2.35	2.33	2.13	2.16	2.17
Máx.	0.32	0.34	0.34	0.34	2.00	2.00	2.00	0.35	0.35	0.35
Mín.	-0.13	-8.61	-8.61	-8.61	-8.83	-8.64	-8.46	-8.32	-8.49	-8.43

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 10.35. Evolución del BIC.



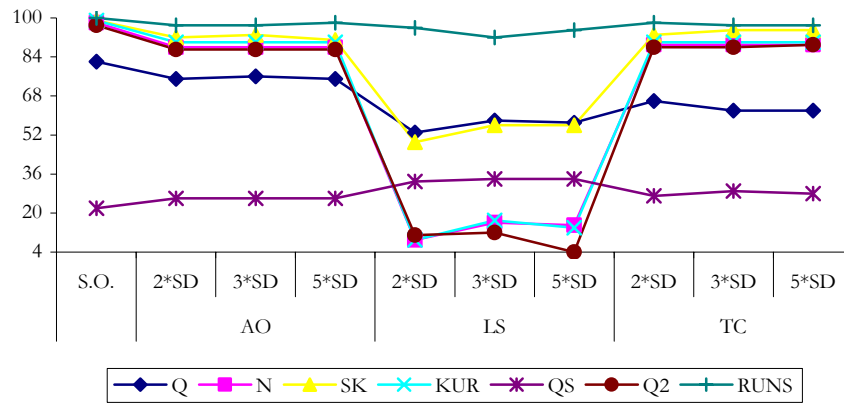
Fuente: elaboración propia.

Tabla 10.36. Evolución de los estadísticos.

% de series que superan el test (1%)	S. O.	AO			LS			TC		
		2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
Box-Ljung	82	75	76	75	53	58	57	66	62	62
Normalidad	98	88	88	88	9	16	15	89	89	89
Asimetría	99	92	93	91	49	56	56	93	95	95
Kurtosis	99	90	90	90	9	17	14	90	90	90
Pierce	22	26	26	26	33	34	34	27	29	28
McLeod-Li	97	87	87	87	11	12	4	88	88	89
Aleatoriedad	100	97	97	98	96	92	95	98	97	97

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 10.36. Evolución de los estadísticos.



Fuente: elaboración propia.

11. Apéndice V. Explicación de resultados X12.

- ❖ Tabla 1: Tipos de outliers por serie. En dicha tabla se recoge el porcentaje de series que presenta outliers de cada uno de los tipos, así como del total, según el tipo de serie, es decir, según la intervención y/o su intensidad, en su caso. Por tanto, en vertical se representan los tipos de outliers y en horizontal la tipología de las series.
- ❖ Gráfico 1: Tipos de outliers por serie. Este gráfico es la representación visual del cuadro anterior, siempre en porcentajes.
- ❖ Tabla 2: Identificación del outlier 04-1998. En este caso la tabla recoge el porcentaje de series de cada tipo que identifica el outlier correspondiente a abril de 1998 y su tipología. Como es normal, la serie original presentará ceros en todos los casos puesto que no existe el outlier y, por tanto, no lo puede identificar.
- ❖ Gráfico 2: Identificación del outlier 04-1998. Constituye la representación del cuadro anterior, de nuevo en valores porcentuales. La diferencia con respecto al gráfico anterior es que en este caso la representación es en forma de columna 100% apilada lo que significa que compara, entre categorías el valor que cada una de ellas aporta al total. Ello se hace porque no siempre el outlier en cuestión es identificado por el tipo especificado en la intervención.
- ❖ Tabla 3: Evolución de los Estadísticos (I). Muestra la evolución de los estadísticos para los que no existe un valor crítico con el que comparar sino que se discrimina en función del menor valor de entre ellos. Son los siguientes con sus respectivas fórmulas:

- L: logaritmo de la función de verosimilitud.

$$L = -\frac{T}{2} \left[1 + \ln(2\pi) + \ln\left(\frac{\hat{\epsilon}'\hat{\epsilon}}{T}\right) \right]$$

- Suma de los cuadrados de los residuos³².

$$\hat{\epsilon}'\hat{\epsilon} = \sum_{t=1}^T (y_t - X_t' b)^2$$

- BIC: Criterio de Información Bayesiano. Tanto para este criterio como para los anteriores se toma el menor valor posible. La fórmula usada por el X12-ARIMA y que posteriormente se usará para poder comparar con el TSW es la siguiente:

$$BIC = -2L + k \ln(N)$$

Donde:

- N = (T - i).
 - T = número de observaciones.
 - i = retardos.
 - k = parámetros estimados.
- AIC: Criterio de Información de Akaike que se corresponde con la expresión:

$$AIC = -2L + 2k$$

- AICC: Criterio de Información de Akaike Corregido por el tamaño de la muestra, que se corresponde con la expresión:

$$AICC = -2L + 2k \left(\frac{T^2}{T^2 - (k+1)} \right)$$

- HQ: Criterio de Hannan Quinn que se corresponde con la expresión:

³² Esta expresión no es un estadístico pero es necesaria para calcular L y viene en el output del TSW como tal.

$$BIC = -2L + 2k \ln \ln(N)$$

- ❖ Gráfico 3: Evolución de los Estadísticos (I.a). Incluye la evolución de los estadísticos AIC, AICC, BIC y HQ, que se caracterizan por tomar valores positivos de gran magnitud mientras que L los toma negativos.
- ❖ Gráfico 4: Evolución de los Estadísticos (I.b). En este gráfico se representa únicamente la evolución del estadístico L debido a que como se ha explicado anteriormente no es comparable con el resto de estadísticos.
- ❖ Tabla 4: Evolución de los estadísticos (II). En este caso se muestra los estadísticos para los cuales existe un criterio con el que comparar y, por tanto, se ofrece el porcentaje de series que superan dicho criterio al uno por ciento de confianza. Son los criterios Q, Geary y Kurtosis que se detallan a continuación:
 - Q es el test de Ljung-Box para autocorrelación residual usando las primeras 24 autocorrelaciones, y se distribuye asintóticamente como una χ^2 con $(24 - \text{número de parámetros estimados})$ grados de libertad.
 - Geary y Kurtosis³³ son tests de normalidad para los residuos. Entre las numerosas pruebas que existen para determinar si una muestra proviene de una población cuya distribución sigue una distribución normal, se encuentra la “prueba de Geary” también conocida como “Criterio de Cornu”. Aparentemente esta prueba constituye lo más práctico y avanzado en lo que respecta a la detección de desvíos de la normalidad. Tal como lo indican Kendall & Stuart (1967), Snedecor & Cochran (1968), y Duncan (1959), es una prueba alternativa de kurtosis, la cual puede ser usada para detectar alejamientos de la normalidad. La prueba de Geary aunque formulada en la década de los 30, es más reciente que la prueba χ^2 o la de Smirnov, que son las más usadas, aún cuando éstas son para cualquier distribución. Sin embargo la prueba de Geary es exclusivamente referida a la distribución normal, además sus características de sencillez, potencia y aplicación la hacen actual e importante en la teoría de la normalidad. Un valor significativo de cualquiera de estos dos estadísticos indica que los residuos estandarizados no siguen una distribución normal estándar. Por tanto, en el trabajo se presenta el valor conjunto y/o combinado de ambos tests con el nombre de test de Geary & Kurtosis o G&K. Si

³³ El test de Kurtosis no está disponible para series de 60 observaciones de longitud.

el modelo ARIMA ajusta bien los datos, tal falta de normalidad no causa problemas habitualmente. Sin embargo, un valor significativo puede ocurrir porque ciertos efectos no fueron capturados apropiadamente por el modelo. A veces estos efectos se pueden capturar por regresores adicionales o diferentes (como por ejemplo: el efecto día laboral, el efecto día festivo o el efecto outlier). Existen otros efectos importantes que pueden causar un valor significativo, tal como una variación aleatoria de los coeficientes o una alteración de la varianza condicional, que no pueden ser representadas por el modelo ARIMA. Estos otros efectos reducen la fiabilidad de los tests t , AIC y los intervalos de predicción. Su presencia es a menudo indicada por un valor significativo (alto) del test Q de Ljung-Box de los residuos al cuadrado.

- ❖ Gráfico 5: Evolución de los Estadísticos (II). En este gráfico se representan los estadísticos Q y G&K para los que existen valores críticos de selección o rechazo y, por tanto, en el gráfico lineal se muestra la evolución del porcentaje de series que pasan dichos criterios.

12. Apéndice VI. Series rechazadas por X12.

Tabla 12.1. Series rechazadas por X12-ARIMA según modelo (Procedimiento estándar).

SERIES	MODELO 1	MODELO 2	MODELO 3	TOTAL	%
Y	2	1	4	7	0.1%
YAA	5	6	7	18	0.2%
YAB	3	6	6	15	0.2%
YAC	3	6	9	18	0.2%
YLA	10	16	62	88	1.0%
YLB	10	27	60	97	1.1%
YLC	21	31	64	116	1.3%
YTA	11	9	9	29	0.3%
YTB	9	14	20	43	0.5%
YTC	13	13	11	37	0.4%
<i>TOTAL</i>	87	129	252	468	5.2%
%	2.9%	4.3%	8.4%	5.2%	-

Fuente: elaboración propia.

Tabla 12.2. Series rechazadas por X12-ARIMA según número de observaciones por el Modelo 1 (Procedimiento estándar).

SERIES	MODELO 1				
	60	120	300	TOTAL	%
Y	1	1	0	2	0.10%
YAA	2	0	3	5	0.20%
YAB	0	0	3	3	0.10%
YAC	0	1	2	3	0.10%
YLA	4	4	2	10	0.30%
YLB	4	2	4	10	0.30%
YLC	14	3	4	21	0.70%
YTA	1	0	10	11	0.40%
YTB	2	1	6	9	0.30%
YTC	3	0	10	13	0.40%
TOTAL	31	12	44	87	2.90%
%	3.10%	1.20%	4.40%	2.90%	-

Fuente: elaboración propia.

Tabla 12.3. Series rechazadas por X12-ARIMA según número de observaciones por el Modelo 2 (Procedimiento estándar).

SERIES	MODELO 2				
	60	120	300	TOTAL	%
Y	1	0	0	1	0.00%
YAA	2	1	3	6	0.20%
YAB	3	2	1	6	0.20%
YAC	1	1	4	6	0.20%
YLA	3	6	7	16	0.50%
YLB	11	9	7	27	0.90%
YLC	9	14	8	31	1.00%
YTA	4	2	3	9	0.30%
YTB	3	0	11	14	0.50%
YTC	6	0	7	13	0.40%
TOTAL	43	35	51	129	4.30%
%	4.30%	3.50%	5.10%	4.30%	-

Fuente: elaboración propia.

Tabla 12.4. Series rechazadas por X12-ARIMA según número de observaciones por el Modelo 3 (Procedimiento estándar).

SERIES	MODELO 3				
	60	120	300	TOTAL	%
Y	1	3	0	4	0.10%
YAA	4	0	3	7	0.20%
YAB	3	2	1	6	0.20%
YAC	1	3	5	9	0.30%
YLA	6	20	36	62	2.10%
YLB	6	20	34	60	2.00%
YLC	7	19	38	64	2.10%
YTA	1	0	8	9	0.30%
YTB	2	0	18	20	0.70%
YTC	1	0	10	11	0.40%
TOTAL	32	67	153	252	8.40%
%	3.20%	6.70%	15.30%	8.40%	-

Fuente: elaboración propia.

Tabla 12.5. Series rechazadas por X12-ARIMA según modelos (Procedimiento addall).

SERIES	MODELO 1	MODELO 2	MODELO 3	TOTAL	%
Y	2	1	4	7	0.1%
YAA	5	6	6	17	0.2%
YAB	3	6	6	15	0.2%
YAC	3	6	9	18	0.2%
YLA	9	13	47	69	0.8%
YLB	7	21	49	77	0.9%
YLC	19	23	55	97	1.1%
YTA	11	9	9	29	0.3%
YTB	9	14	20	43	0.5%
YTC	13	13	11	37	0.4%
TOTAL	81	112	216	409	4.5%
%	2.7%	3.7%	7.2%	4.5%	-

Nota: tras usar el procedimiento estándar explicado en el apartado 3.3 en el que la detección de outliers se realiza con el procedimiento addone se rechazan por diversas razones un total de 468 series (véase Tabla 12.1). Aunque no es un número excesivamente alto en un estudio con nueve mil series, debido a que el tema de estudio es la detección de outliers y que el principal problema es que caracterizaba a un mismo outlier con dos tipologías distintas, se intentó reestimar estas series mediante el procedimiento de detección de outliers addall. Se buscaba subsanar esta duplicidad de outliers pero esto sólo se consiguió de 59 series por lo que el número final de series rechazadas se quedó en 409. Como se ha dicho anteriormente no es un número excesivamente elevado (representa un 4.5% del total de las series), al menos, aparentemente. No obstante, las series con la intervención caracterizada como un outlier cambio en nivel, con trescientas observaciones y Modelo 3 son las que peor se comportan llegando incluso a rechazar un 38 por ciento de las series.

Fuente: elaboración propia.

Tabla 12.6. Series rechazadas por X12-ARIMA según número de observaciones por el Modelo 1 (Procedimiento addall).

SERIES	MODELO 1				
	60	120	300	TOTAL	%
Y	1	1	0	2	0.10%
YAA	2	0	3	5	0.20%
YAB	0	0	3	3	0.10%
YAC	0	1	2	3	0.10%
YLA	4	3	2	9	0.30%
YLB	2	2	3	7	0.20%
YLC	13	2	4	19	0.60%
YTA	1	0	10	11	0.40%
YTB	2	1	6	9	0.30%
YTC	3	0	10	13	0.40%
TOTAL	28	10	43	81	2.70%
%	2.80%	1.00%	4.30%	2.70%	-

Fuente: elaboración propia.

Tabla 12.7. Series rechazadas por X12-ARIMA según número de observaciones por el Modelo 2 (Procedimiento addall).

SERIES	MODELO 2				
	60	120	300	TOTAL	%
Y	1	0	0	1	0.00%
YAA	2	1	3	6	0.20%
YAB	3	2	1	6	0.20%
YAC	1	1	4	6	0.20%
YLA	3	6	4	13	0.40%
YLB	11	8	2	21	0.70%
YLC	7	10	6	23	0.80%
YTA	4	2	3	9	0.30%
YTB	3	0	11	14	0.50%
YTC	6	0	7	13	0.40%
TOTAL	41	30	41	112	3.70%
%	4.10%	3.00%	4.10%	3.70%	-

Fuente: elaboración propia.

Tabla 12.8. Series rechazadas por X12-ARIMA según número de observaciones por el Modelo 3 (Procedimiento addall).

SERIES	MODELO 3				
	60	120	300	TOTAL	%
Y	1	3	0	4	0.10%
YAA	4	0	2	6	0.20%
YAB	3	2	1	6	0.20%
YAC	1	3	5	9	0.30%
YLA	4	12	31	47	1.60%
YLB	6	15	28	49	1.60%
YLC	7	15	33	55	1.80%
YTA	1	0	8	9	0.30%
YTB	2	0	18	20	0.70%
YTC	1	0	10	11	0.40%
<i>TOTAL</i>	30	50	136	216	7.20%
%	3.00%	5.00%	13.60%	7.20%	-

Fuente: elaboración propia.

13. Apéndice VII. Resultados X12 desagregados.

Análisis 13.1. Modelo 1 con 60 observaciones.

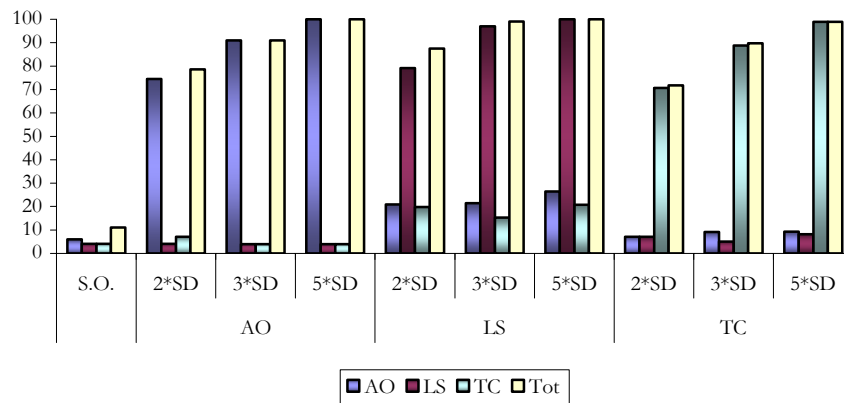
A continuación se presentan cuatro tablas con cinco gráficos a modo de resumen y/o evolución de lo que ocurre con las series del Modelo 1 con 60 observaciones a medida que se le introduce un tipo de outlier u otro, así como cuando se cambia la intensidad del impacto. Los mejores resultados los proporcionan aquellas series que sufren la presencia de un outlier del tipo aditivo (AO) seguidas de las series con un outlier del tipo cambio temporal (TC) y los peores, cuando se introduce un outlier del tipo cambio de nivel (LS). Los contrastes residuales de normalidad y autocorrelación presentan gran variabilidad, por tanto, no se pueden extraer generalidades.

Tabla 13.1. Tipos de outliers por serie.

% de series con	SERIE ORIGINAL	AO			LS			TC		
		2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
AO	6	74	91	100	21	21	26	7	9	9
LS	4	4	4	4	79	97	100	7	5	8
TC	4	7	4	4	20	15	21	71	89	99
TOT	11	79	91	100	88	99	100	72	90	99

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 13.1. Tipos de outliers por serie.



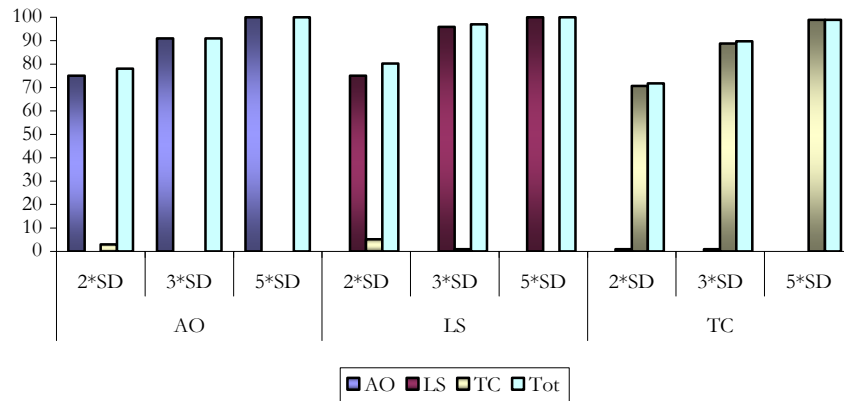
Fuente: elaboración propia.

Tabla 13.2. Identificación del outlier 04-1998.

% de series con	SERIE ORIGINAL	AO			LS			TC		
		2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
AO	0	75	91	100	0	0	0	0	0	0
LS	0	0	0	0	75	96	100	1	1	0
TC	0	3	0	0	5	1	0	71	89	99
TOT	0	78	91	100	80	97	100	72	90	99

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 13.2. Identificación del outlier 04-1998.



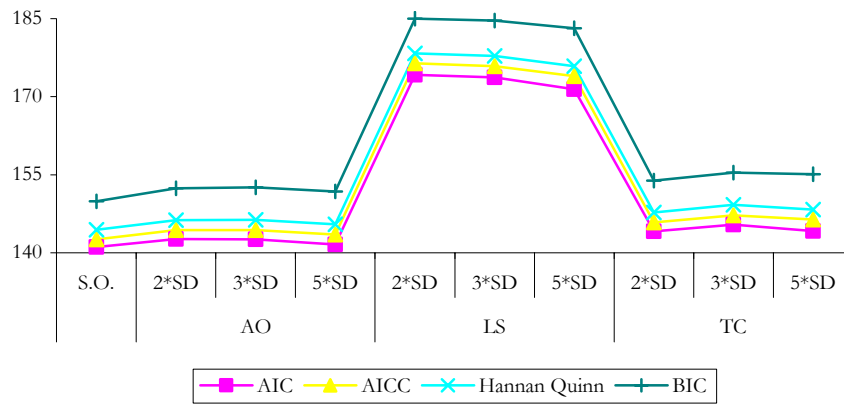
Fuente: elaboración propia.

Tabla 13.3. Evolución de los estadísticos (I).

Media	S. O.	AO			LS			TC		
		2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
L	-65.82	-66.03	-65.87	-65.30	-81.29	-80.93	-79.37	-66.77	-67.31	-66.18
AIC	141.12	142.62	142.57	141.62	174.22	173.68	171.43	144.09	145.42	144.17
AICC	142.55	144.34	144.36	143.47	176.38	175.84	173.97	145.84	147.21	146.37
HQ	144.42	146.29	146.33	145.46	178.28	177.79	175.85	147.76	149.18	148.29
BIC	149.89	152.38	152.58	151.81	185.00	184.61	183.17	153.84	155.41	155.10

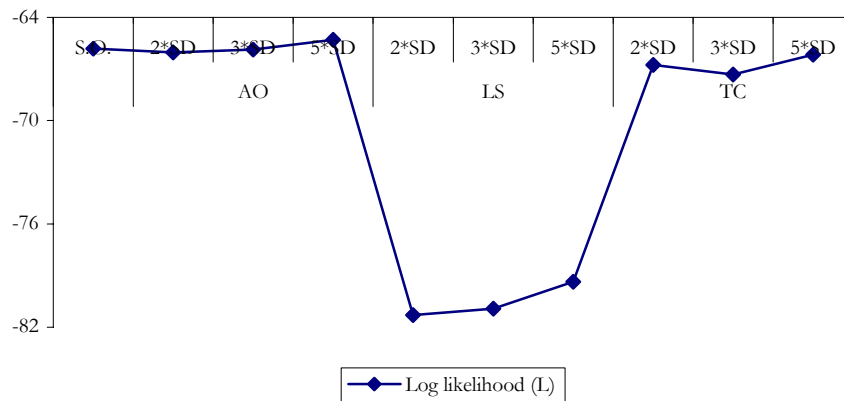
Fuente: elaboración propia.

Gráfico 13.3. Evolución de los estadísticos (I.a).



Fuente: elaboración propia.

Gráfico 13.4. Evolución de los estadísticos (I.b).



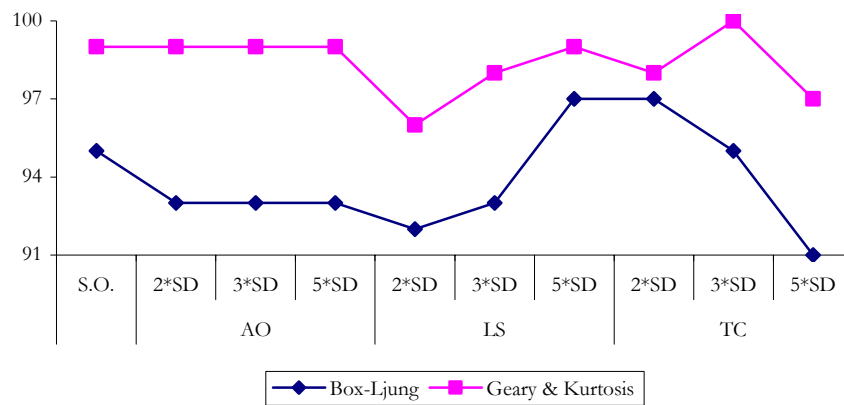
Fuente: elaboración propia.

Tabla 13.4. Evolución de los estadísticos (II).

% de series que superan el test (1%)	S. O.	AO			LS			TC		
		2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
Box-Ljung	95	93	93	93	92	93	97	97	95	91
Geary	99	99	99	99	96	98	99	98	100	97
Kurtosis	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
Geary & Kurtosis	99	99	99	99	96	98	99	98	100	97

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 13.5. Evolución de los estadísticos (II).



Fuente: elaboración propia.

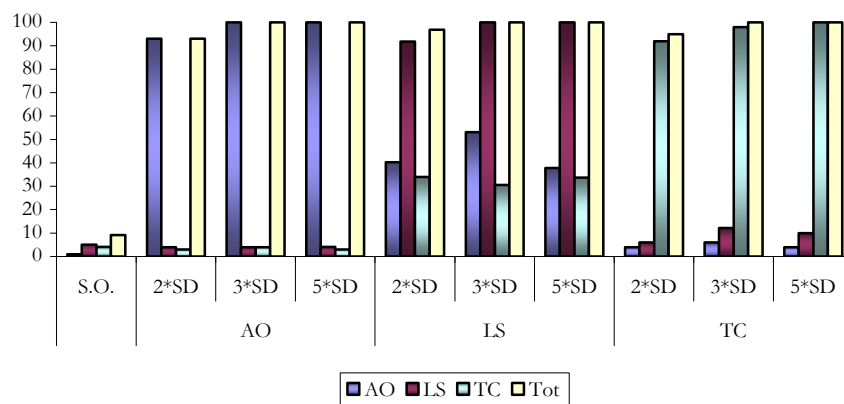
Análisis 13.2. Modelo 1 con 120 observaciones.

A continuación se presentan cuatro tablas con cinco gráficos a modo de resumen y/o evolución de lo que ocurre con las series del Modelo 1 con 120 observaciones a medida que se le introduce un tipo de outlier u otro, así como cuando se cambia la intensidad del impacto. De nuevo, los mejores resultados los proporcionan aquellas series que sufren la presencia de un outlier del tipo aditivo (AO), seguidas de las que recogen el outlier del tipo cambio temporal (TC). Por el contrario, cuando se introduce un outlier del tipo cambio de nivel (LS) los resultados empeoran. En este caso, los estadísticos residuales si que muestran claramente dicha evolución. La principal diferencia es que aumenta el número de series que identifican el outlier introducido y además, lo identifican según el tipo adecuado.

Tabla 13.5. Tipos de outliers por serie.

% de series con	SERIE ORIGINAL	AO			LS			TC		
		2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
AO	1	93	100	100	40	53	38	4	6	4
LS	5	4	4	4	92	100	100	6	12	10
TC	4	3	4	3	34	31	34	92	98	100
TOT	9	93	100	100	97	100	100	95	100	100

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 13.6. Tipos de outliers por serie.

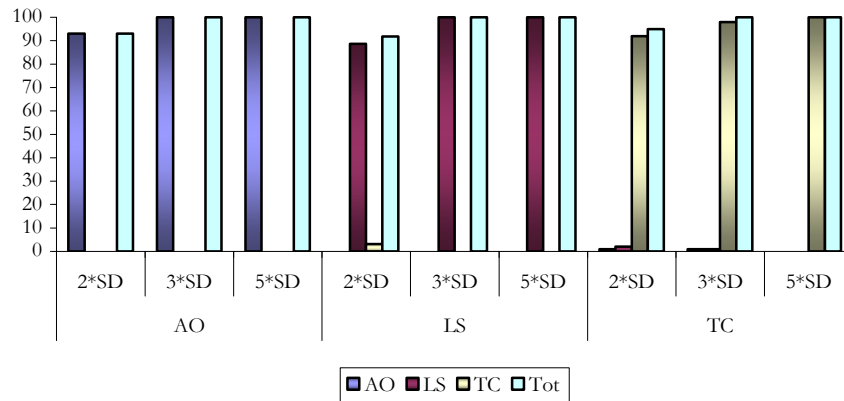
Fuente: elaboración propia.

Tabla 13.6. Identificación del outlier 04-1998.

% de series con	SERIE ORIGINAL	AO			LS			TC		
		2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
AO	0	93	100	100	0	0	0	1	1	0
LS	0	0	0	0	89	100	100	2	1	0
TC	0	0	0	0	3	0	0	92	98	100
TOT	0	93	100	100	92	100	100	95	100	100

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 13.7. Identificación del outlier 04-1998.



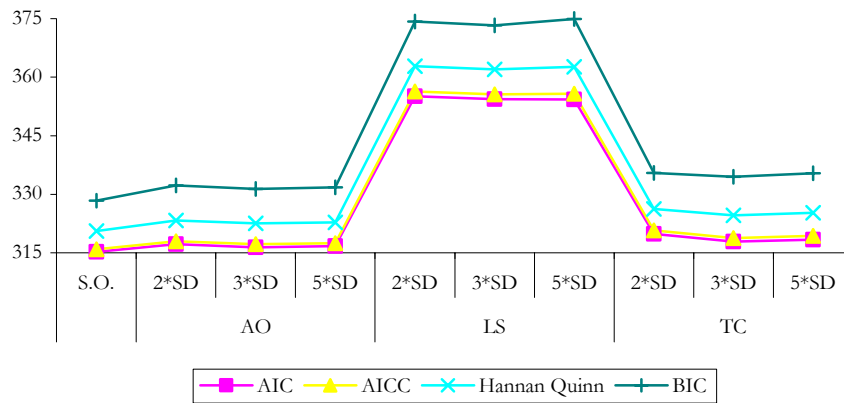
Fuente: elaboración propia.

Tabla 13.7. Evolución de los estadísticos (I).

Media	S. O.	AO			LS			TC		
		2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
L	-152.75	-152.97	-152.60	-152.69	-170.36	-170.08	-169.45	-154.09	-152.69	-152.79
AIC	315.28	317.20	316.41	316.69	355.07	354.33	354.32	319.87	317.84	318.33
AICC	315.88	317.98	317.18	317.47	356.32	355.56	355.75	320.71	318.79	319.32
HQ	320.57	323.30	322.49	322.82	362.84	362.02	362.66	326.20	324.59	325.24
BIC	328.34	332.24	331.41	331.81	374.25	373.29	374.91	335.48	334.50	335.38

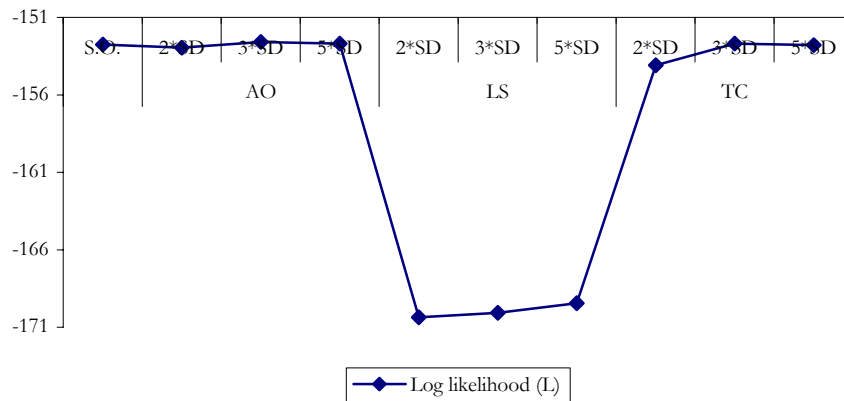
Fuente: elaboración propia.

Gráfico 13.8. Evolución de los estadísticos (I.a).



Fuente: elaboración propia.

Gráfico 13.9. Evolución de los estadísticos (I.b).



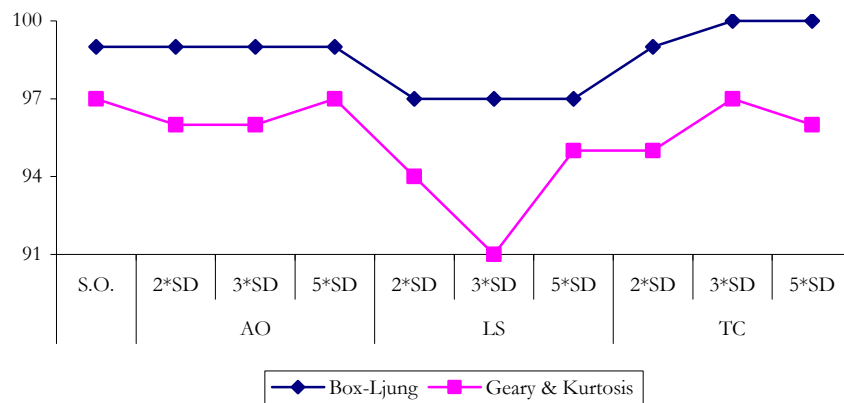
Fuente: elaboración propia.

Tabla 13.8. Evolución de los estadísticos (II).

% de series que superan el test (1%)	S. O.	AO			LS			TC		
		2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
Box-Ljung	99	99	99	99	97	97	97	99	100	100
Geary	99	99	99	100	96	95	97	97	99	98
Kurtosis	98	97	97	97	97	95	98	98	98	98
Geary & Kurtosis	97	96	96	97	94	91	95	95	97	96

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 13.10. Evolución de los estadísticos (II).



Fuente: elaboración propia.

Análisis 13.3. Modelo 1 con 300 observaciones.

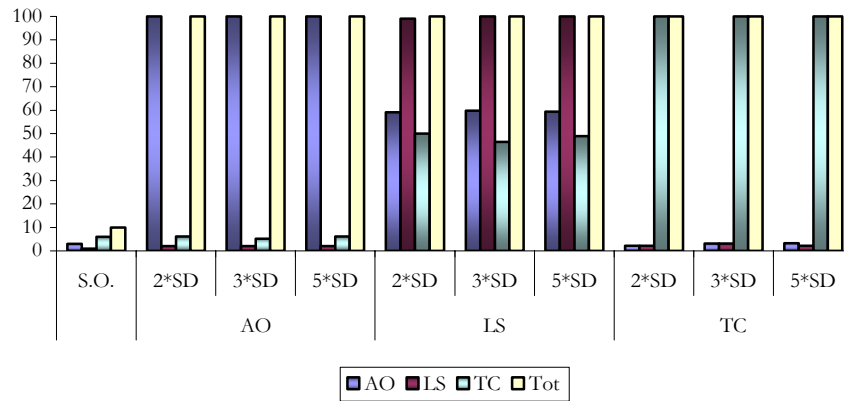
A continuación se presenta el resumen y/o evolución de lo que ocurre con las series del Modelo 1 con 300 observaciones a medida que se le introduce un tipo de outlier u otro, así como cuando se cambia la intensidad del impacto. En esta ocasión, las series identifican mejor el outlier y, excepto en un caso que se queda en el noventa y nueve por ciento, en el resto es identificado por el cien por cien de las series. De nuevo, las series que mejor se comportan son aquellas con un outliers del tipo aditivo (AO). En cuanto a los estadísticos empeoran considerablemente. Además, este comportamiento se agrava para el caso del cambio de nivel (LS), sobre todo, en el test de Kurtosis.

Tabla 13.9. Tipos de outliers por serie.

% de series con	SERIE ORIGINAL	AO			LS			TC		
		2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
AO	3	100	100	100	59	60	59	2	3	3
LS	1	2	2	2	99	100	100	2	3	2
TC	6	6	5	6	50	46	49	100	100	100
TOT	10	100	100	100	100	100	100	100	100	100

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 13.11. Tipos de outliers por serie.



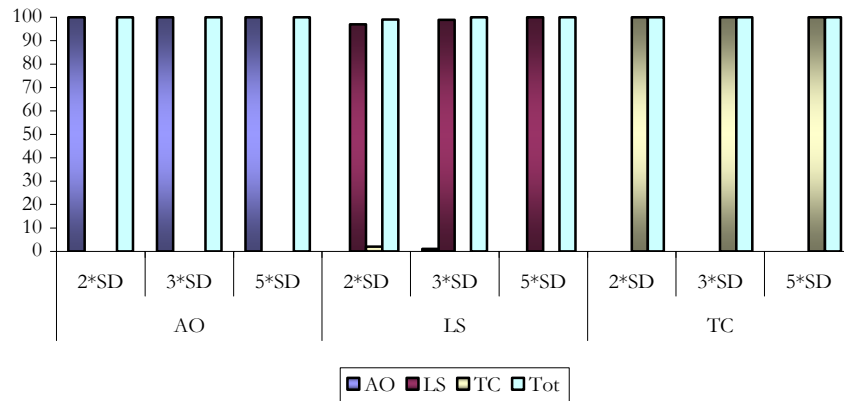
Fuente: elaboración propia.

Tabla 13.10. Identificación del outlier 04-1998.

% de series con	SERIE ORIGINAL	AO			LS			TC		
		2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
AO	0	100	100	100	0	1	0	0	0	0
LS	0	0	0	0	97	99	100	0	0	0
TC	0	0	0	0	2	0	0	100	100	100
TOT	0	100	100	100	99	100	100	100	100	100

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 13.12. Identificación del outlier 04-1998.



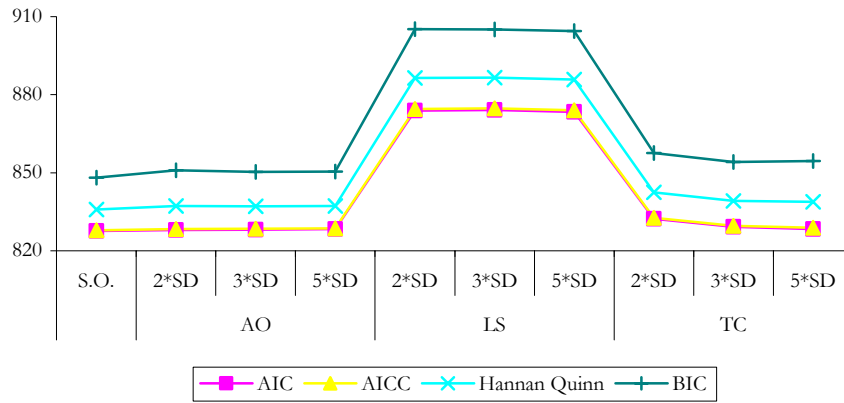
Fuente: elaboración propia.

Tabla 13.11. Evolución de los estadísticos (I).

Media	S. O.	AO			LS			TC		
		2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
L	-408.23	-407.75	-408.01	-408.11	-428.37	-428.61	-428.22	-409.20	-407.75	-407.07
AIC	827.63	828.04	828.14	828.29	873.89	874.14	873.41	832.26	829.15	828.38
AICC	827.91	828.38	828.46	828.61	874.51	874.75	874.02	832.67	829.55	828.81
HQ	835.83	837.23	837.03	837.15	886.46	886.56	885.84	842.43	839.17	838.83
BIC	848.09	850.98	850.32	850.40	905.25	905.12	904.44	857.63	854.15	854.45

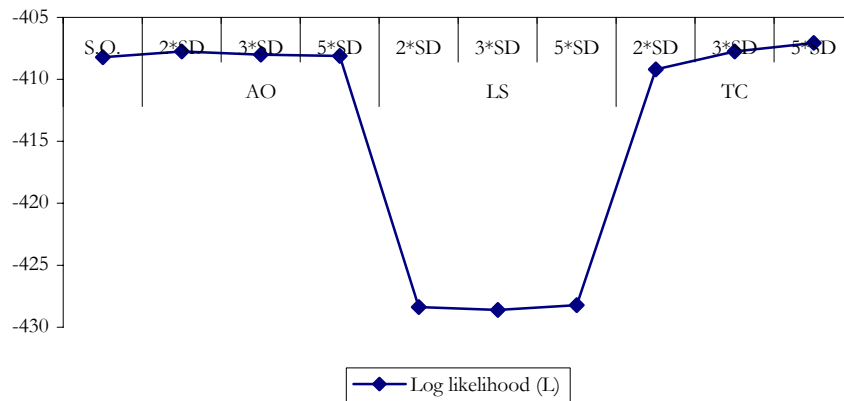
Fuente: elaboración propia.

Gráfico 13.13. Evolución de los estadísticos (I.a).



Fuente: elaboración propia.

Gráfico 13.14. Evolución de los estadísticos (I.b).



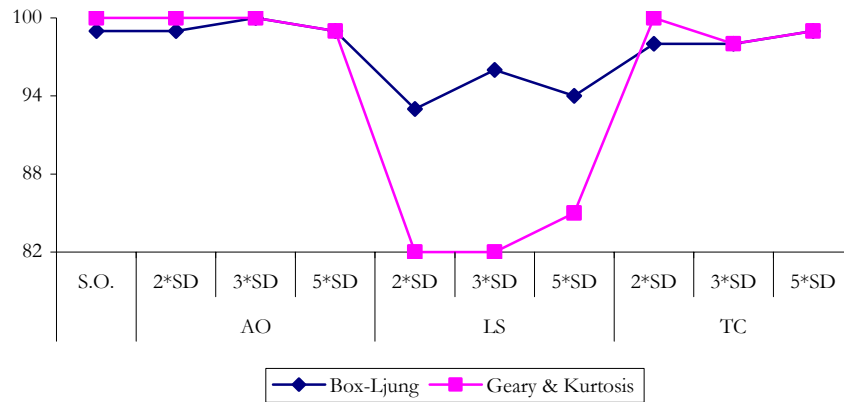
Fuente: elaboración propia.

Tabla 13.12. Evolución de los estadísticos (II).

% de series que superan el test (1%)	S. O.	AO			LS			TC		
		2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
Box-Ljung	99	99	100	99	93	96	94	98	98	99
Geary	100	100	100	99	97	97	97	100	99	99
Kurtosis	100	100	100	100	82	82	85	100	99	100
Geary & Kurtosis	100	100	100	99	82	82	85	100	98	99

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 13.15. Evolución de los estadísticos (II).



Fuente: elaboración propia.

Análisis 13.4. Modelo 2 con 60 observaciones.

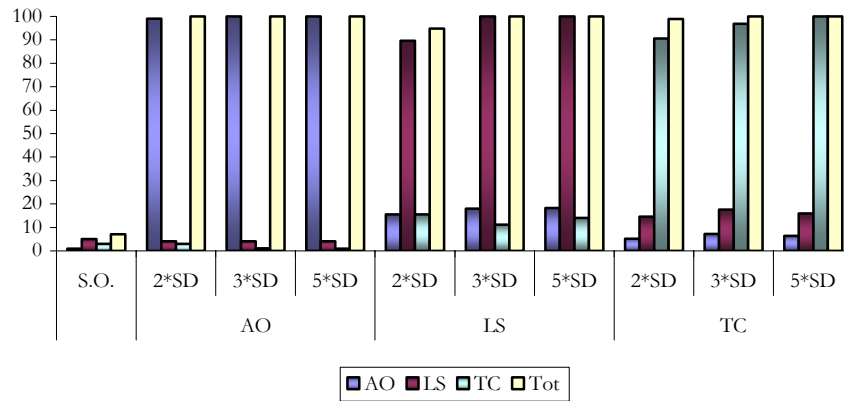
A continuación se presentan cuatro tablas con cinco gráficos a modo de resumen y/o evolución de lo que ocurre con las series del Modelo 2 con 60 observaciones a medida que se le introduce un tipo de outlier u otro, así como cuando se cambia la intensidad del impacto. Los mejores resultados los proporcionan aquellas series que sufren la presencia de un outlier del tipo AO. Para el caso del outlier del tipo TC los resultados son muy parecidos aunque ligeramente inferiores. Por el contrario, cuando se introduce un outlier del tipo LS los resultados empeoran sensiblemente. Como en el Modelo 1, los estadísticos residuales de normalidad y autocorrelación muestran una gran variabilidad.

Tabla 13.13. Tipos de outliers por serie.

% de series con	SERIE ORIGINAL	AO			LS			TC		
		2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
AO	1	99	100	100	15	18	18	5	7	6
LS	5	4	4	4	90	100	100	15	18	16
TC	3	3	1	1	15	11	14	91	97	100
TOT	7	100	100	100	95	100	100	99	100	100

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 13.16. Tipos de outliers por serie.



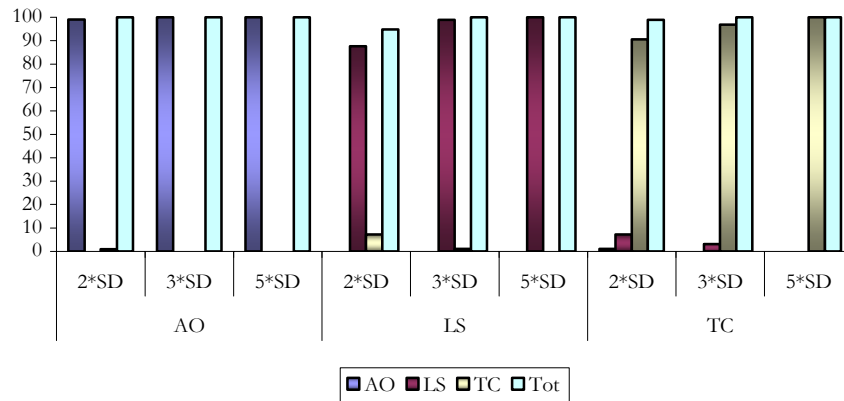
Fuente: elaboración propia.

Tabla 13.14. Identificación del outlier 04-1998.

% de series con	SERIE ORIGINAL	AO			LS			TC		
		2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
AO	0	99	100	100	0	0	0	1	0	0
LS	0	0	0	0	88	99	100	7	3	0
TC	0	1	0	0	7	1	0	91	97	100
TOT	0	100	100	100	95	100	100	99	100	100

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 13.17. Identificación del outlier 04-1998.



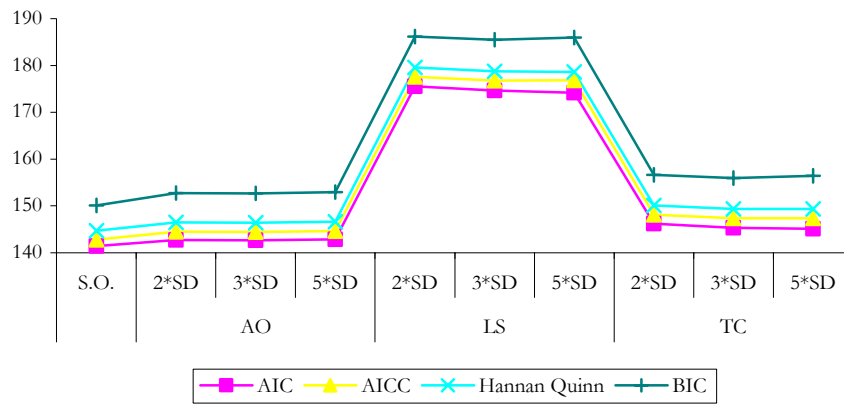
Fuente: elaboración propia.

Tabla 13.15. Evolución de los estadísticos (I).

Media	S. O.	AO			LS			TC		
		2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
L	-66.00	-65.92	-65.92	-65.97	-81.99	-81.47	-80.69	-67.44	-66.90	-66.42
AIC	141.41	142.71	142.67	142.85	175.52	174.67	174.15	146.18	145.32	145.09
AICC	142.81	144.51	144.44	144.64	177.58	176.79	176.87	148.13	147.34	147.37
HQ	144.69	146.50	146.44	146.65	179.54	178.76	178.59	150.11	149.34	149.36
BIC	150.12	152.78	152.69	152.94	186.21	185.53	185.96	156.62	155.99	156.43

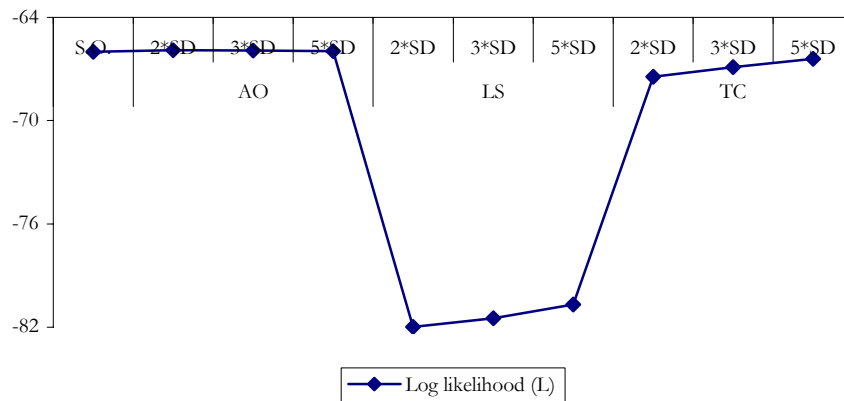
Fuente: elaboración propia.

Gráfico 13.18. Evolución de los estadísticos (I.a).



Fuente: elaboración propia.

Gráfico 13.19. Evolución de los estadísticos (I.b).



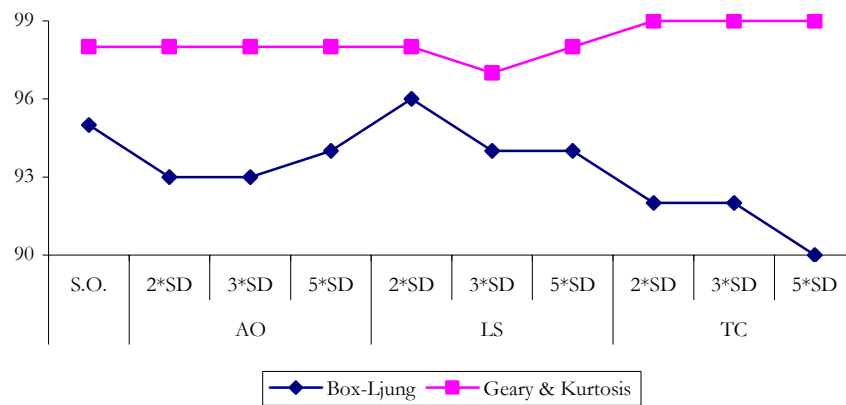
Fuente: elaboración propia.

Tabla 13.16. Evolución de los estadísticos (II).

% de series que superan el test (1%)	S. O.	AO			LS			TC		
		2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
Box-Ljung	95	93	93	94	96	94	94	92	92	90
Geary	98	98	98	98	98	97	98	99	99	99
Kurtosis	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
Geary & Kurtosis	98	98	98	98	98	97	98	99	99	99

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 13.20. Evolución de los estadísticos (II).



Fuente: elaboración propia.

Análisis 13.5. Modelo 2 con 120 observaciones.

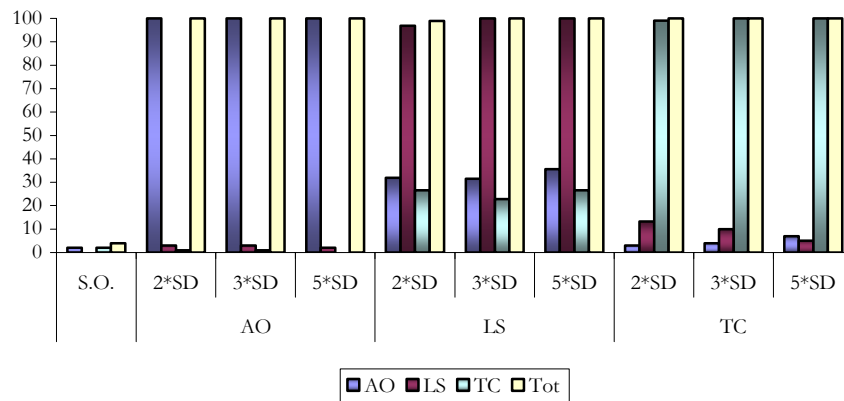
A continuación se presentan cuatro tablas con cinco gráficos a modo de resumen y/o evolución de lo que ocurre con las series del Modelo 2 con 120 observaciones a medida que se le introduce un tipo de outlier u otro, así como cuando se cambia la intensidad del impacto. En esta ocasión, las series identifican mejor el outlier superándose en todos los casos, el noventa y cinco por ciento de series que lo reconocen. En cuanto a los estadísticos empeoran ligeramente, sobre todo, para el caso del cambio de nivel (LS). Los tests residuales de normalidad, es decir, los tests Geary y Kurtosis siguen dicha evolución pero, el test Box-Ljung de autocorrelación residual presenta mejores valores para el caso en el que se introduce la intervención como un cambio de nivel (LS).

Tabla 13.17. Tipos de outliers por serie.

% de series con	SERIE ORIGINAL	AO			LS			TC		
		2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
AO	2	100	100	100	32	32	36	3	4	7
LS	0	3	3	2	97	100	100	13	10	5
TC	2	1	1	0	27	23	27	99	100	100
TOT	4	100	100	100	99	100	100	100	100	100

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 13.21. Tipos de outliers por serie.



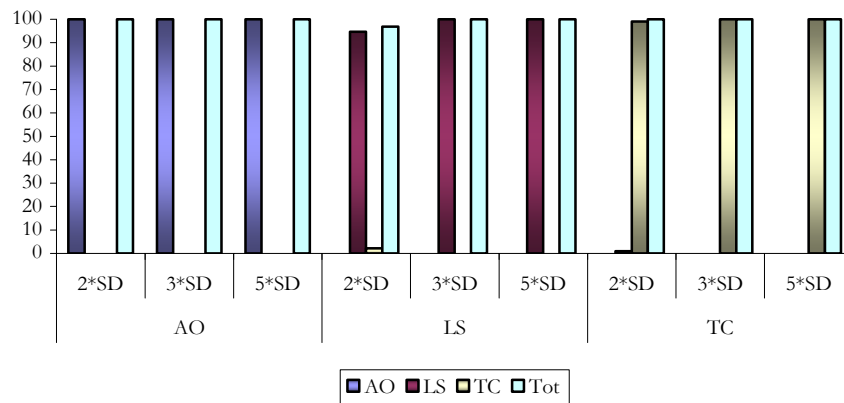
Fuente: elaboración propia.

Tabla 13.18. Identificación del outlier 04-1998.

% de series con	SERIE ORIGINAL	AO			LS			TC		
		2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
AO	0	100	100	100	0	0	0	0	0	0
LS	0	0	0	0	95	100	100	1	0	0
TC	0	0	0	0	2	0	0	99	100	100
TOT	0	100	100	100	97	100	100	100	100	100

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 13.22. Identificación del outlier 04-1998.



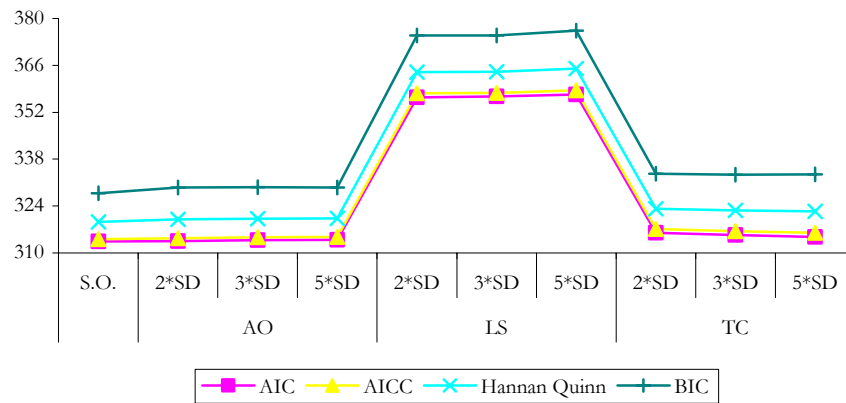
Fuente: elaboración propia.

Tabla 13.19. Evolución de los estadísticos (I).

Media	S. O.	AO			LS			TC		
		2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
L	-151.30	-150.76	-150.98	-151.09	-171.35	-171.52	-171.48	-151.42	-150.96	-150.43
AIC	313.39	313.52	313.82	313.91	356.49	356.69	357.26	316.05	315.36	314.81
AICC	314.14	314.41	314.69	314.75	357.65	357.83	358.50	317.11	316.45	315.97
HQ	319.24	320.02	320.25	320.27	363.96	364.08	365.00	323.21	322.64	322.36
BIC	327.83	329.55	329.67	329.59	374.91	374.93	376.35	333.70	333.32	333.43

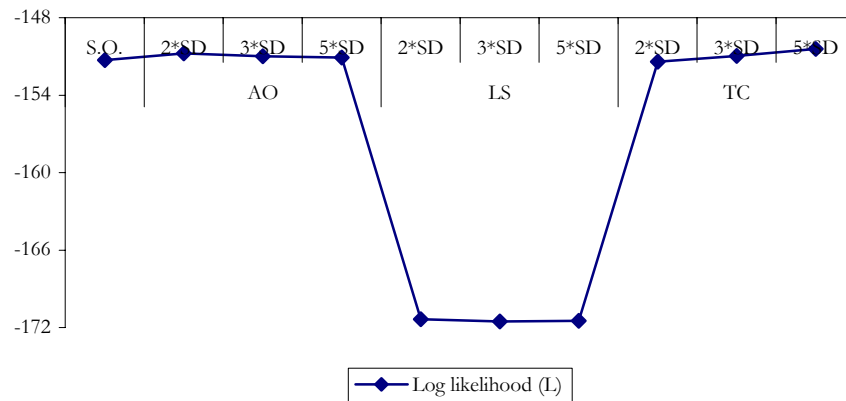
Fuente: elaboración propia.

Gráfico 13.23. Evolución de los estadísticos (I.a).



Fuente: elaboración propia.

Gráfico 13.24. Evolución de los estadísticos (I.b).



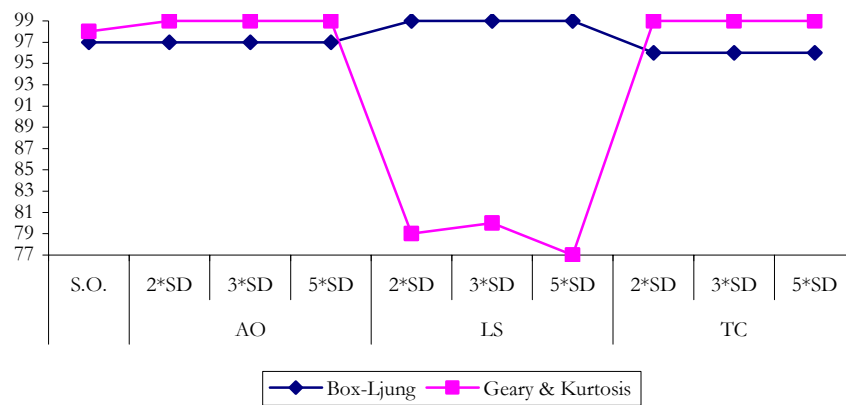
Fuente: elaboración propia.

Tabla 13.20. Evolución de los estadísticos (II).

% de series que superan el test (1%)	S. O.	AO			LS			TC		
		2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
Box-Ljung	97	97	97	97	99	99	99	96	96	96
Geary	99	99	99	99	87	89	83	99	99	99
Kurtosis	98	99	99	99	82	85	86	100	99	99
Geary & Kurtosis	98	99	99	99	79	80	77	99	99	99

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 13.25. Evolución de los estadísticos (II).



Fuente: elaboración propia.

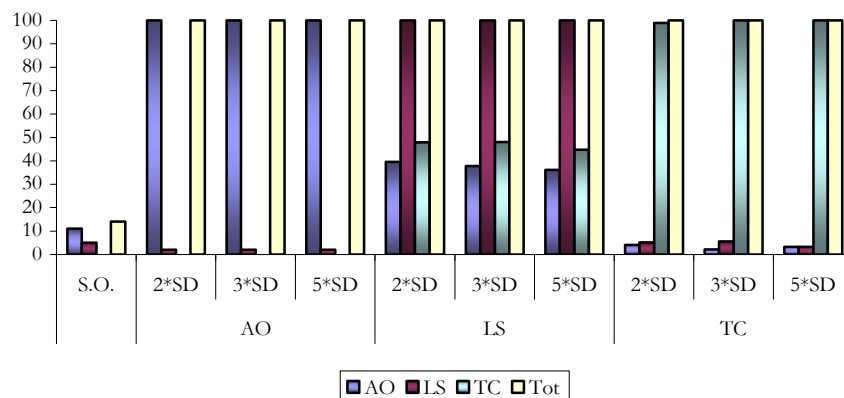
Análisis 13.6. Modelo 2 con 300 observaciones.

A continuación se presentan cuatro tablas con cinco gráficos a modo de resumen y/o evolución de lo que ocurre con las series del Modelo 2 con 300 observaciones a medida que se le introduce un tipo de outlier u otro, así como cuando se cambia la intensidad del impacto. Las series identifican el outlier introducido (04-1998) en todos los casos, es decir, en el cien por cien de las series y, sólo en dos casos fallan en el tipo especificado. En cuanto a los estadísticos empeoran considerablemente respecto a los otros tamaños muestrales, sobre todo, para el caso del cambio de nivel (LS). Como ya se comentó anteriormente el test Box-Ljung de autocorrelación residual es el que muestra un comportamiento más errático.

Tabla 13.21. Tipos de outliers por serie.

% de series con	SERIE ORIGINAL	AO			LS			TC		
		2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
AO	11	100	100	100	40	38	36	4	2	3
LS	5	2	2	2	100	100	100	5	6	3
TC	0	0	0	0	48	48	45	99	100	100
TOT	14	100	100	100	100	100	100	100	100	100

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 13.26. Tipos de outliers por serie.

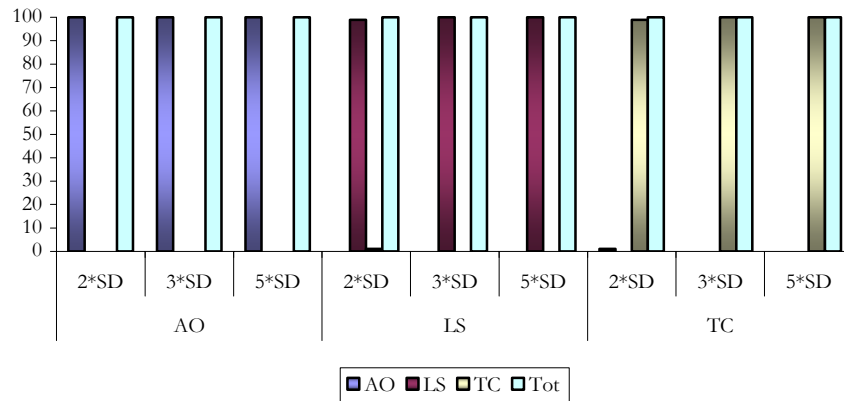
Fuente: elaboración propia.

Tabla 13.22. Identificación del outlier 04-1998.

% de series con	SERIE ORIGINAL	AO			LS			TC		
		2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
AO	0	100	100	100	0	0	0	1	0	0
LS	0	0	0	0	99	100	100	0	0	0
TC	0	0	0	0	1	0	0	99	100	100
TOT	0	100	100	100	100	100	100	100	100	100

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 13.27. Identificación del outlier 04-1998.



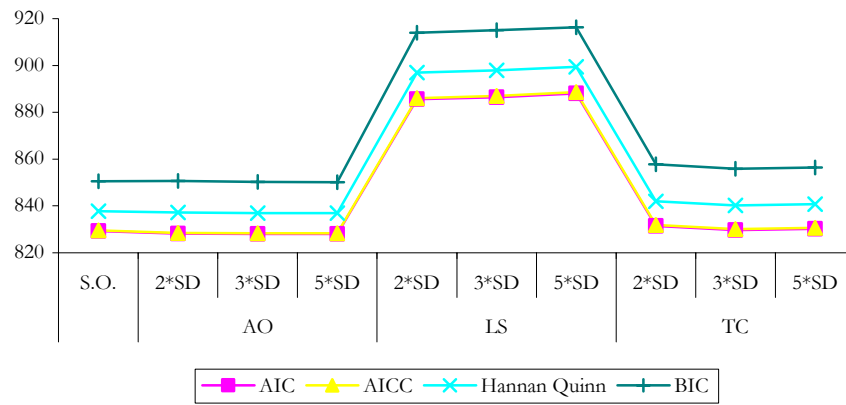
Fuente: elaboración propia.

Tabla 13.23. Evolución de los estadísticos (I).

Media	S. O.	AO			LS			TC		
		2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
L	-408.81	-407.92	-407.95	-407.98	-435.01	-435.37	-436.36	-408.54	-407.71	-407.91
AIC	829.26	828.16	828.06	828.03	885.55	886.43	888.11	831.44	829.70	830.19
AICC	829.57	828.49	828.38	828.34	886.07	886.96	888.62	831.88	830.14	830.63
HQ	837.79	837.21	836.98	836.87	896.95	897.94	899.39	841.98	840.18	840.73
BIC	850.56	850.72	850.31	850.10	913.99	915.14	916.26	857.74	855.85	856.48

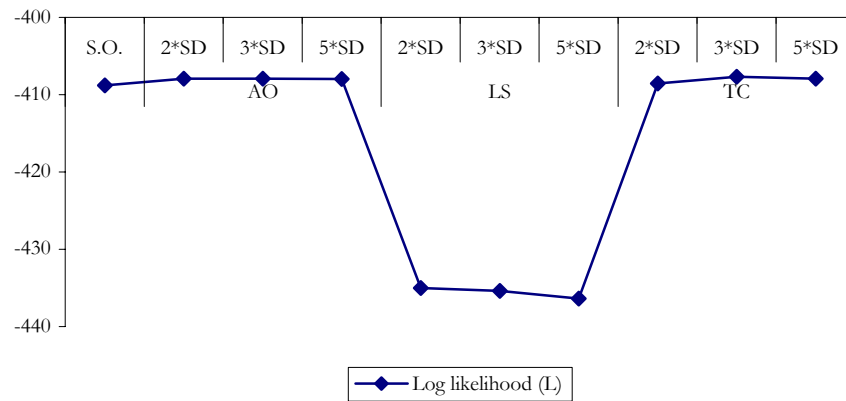
Fuente: elaboración propia.

Gráfico 13.28. Evolución de los estadísticos (I.a).



Fuente: elaboración propia.

Gráfico 13.29. Evolución de los estadísticos (I.b).



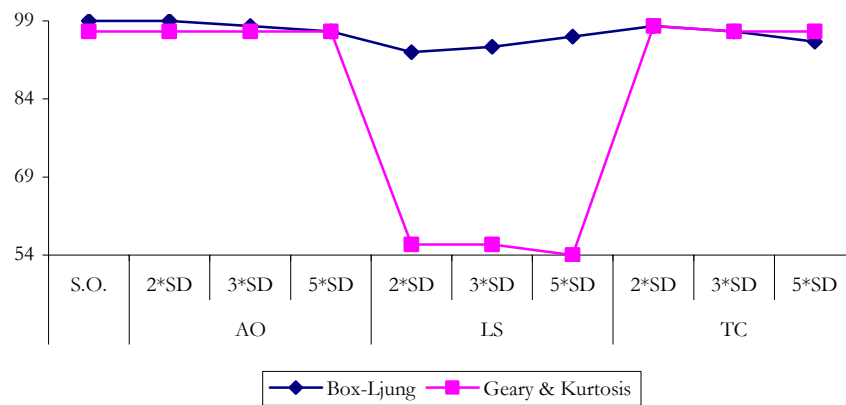
Fuente: elaboración propia.

Tabla 13.24. Evolución de los estadísticos (II).

% de series que superan el test (1%)	S. O.	AO			LS			TC		
		2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
Box-Ljung	99	99	98	97	93	94	96	98	97	95
Geary	99	99	99	99	77	77	78	99	99	98
Kurtosis	97	97	97	97	59	60	59	98	97	97
Geary & Kurtosis	97	97	97	97	56	56	54	98	97	97

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 13.30. Evolución de los estadísticos (II).



Fuente: elaboración propia.

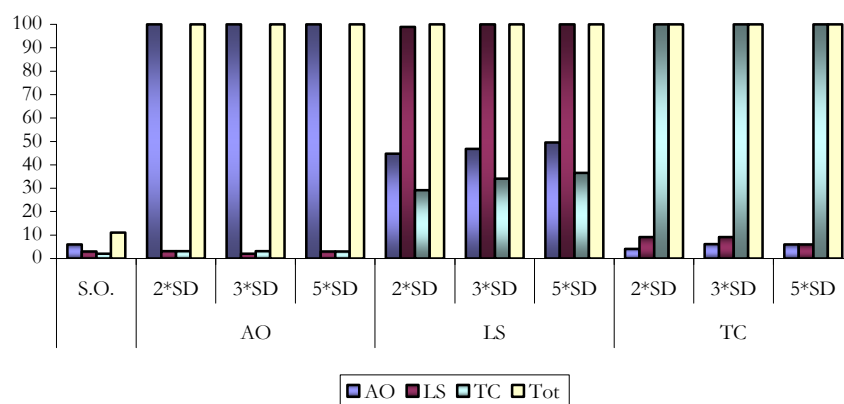
Análisis 13.7. Modelo 3 con 60 observaciones.

A continuación se presentan cuatro tablas con cinco gráficos a modo de resumen y/o evolución de lo que ocurre con las series del Modelo 3 con 60 observaciones a medida que se le introduce un tipo de outlier u otro, así como cuando se cambia la intensidad del impacto. Los mejores resultados los proporcionan aquellas series que sufren la presencia de un outlier del tipo aditivo (AO). Para el caso del outlier del tipo cambio temporal (TC) los resultados son muy parecidos aunque ligeramente inferiores. Por el contrario, cuando se introduce un outlier del tipo cambio de nivel (LS) los resultados empeoran sensiblemente. La identificación del outlier 04-1998 se da en casi todas las series, sólo fallan en un dos por ciento y además, en todos los casos el tipo identificado es el correcto.

Tabla 13.25. Tipos de outliers por serie.

% de series con	SERIE ORIGINAL	AO			LS			TC		
		2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
AO	6	100	100	100	45	47	49	4	6	6
LS	3	3	2	3	99	100	100	9	9	6
TC	2	3	3	3	29	34	37	100	100	100
TOT	11	100	100	100	100	100	100	100	100	100

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 13.31. Tipos de outliers por serie.

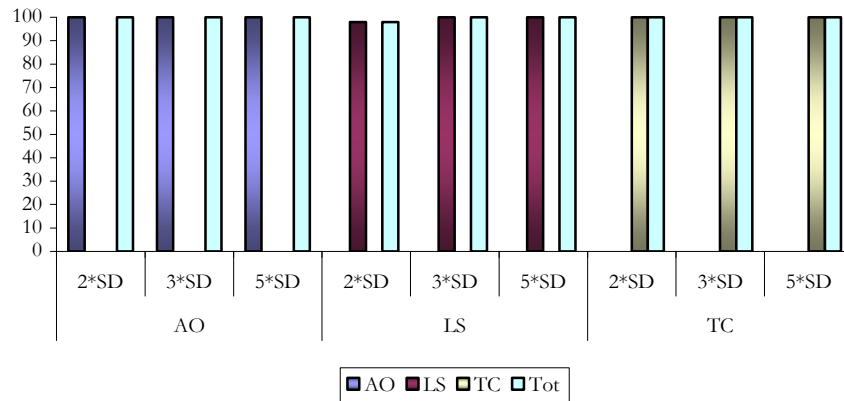
Fuente: elaboración propia.

Tabla 13.26. Identificación del outlier 04-1998.

% de series con	SERIE ORIGINAL	AO			LS			TC		
		2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
AO	0	100	100	100	0	0	0	0	0	0
LS	0	0	0	0	98	100	100	0	0	0
TC	0	0	0	0	0	0	0	100	100	100
TOT	0	100	100	100	98	100	100	100	100	100

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 13.32. Identificación del outlier 04-1998.



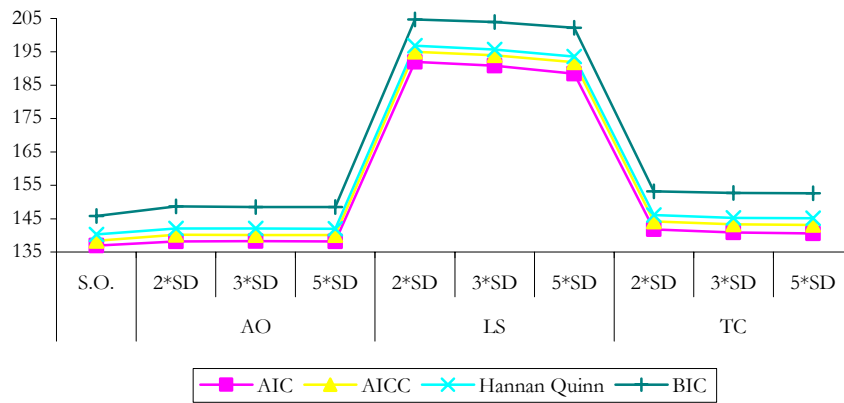
Fuente: elaboración propia.

Tabla 13.27. Evolución de los estadísticos (I).

Media	S. O.	AO			LS			TC		
		2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
L	-63.67	-63.38	-63.56	-63.46	-89.13	-88.32	-86.73	-64.79	-63.95	-63.73
AIC	136.94	138.16	138.24	138.13	192.02	190.80	188.39	141.82	140.80	140.55
AICC	138.39	140.15	140.11	140.05	195.06	193.98	191.92	144.15	143.36	143.17
HQ	140.28	142.13	142.11	142.03	196.81	195.74	193.58	146.08	145.29	145.10
BIC	145.81	148.70	148.52	148.50	204.76	203.91	202.19	153.15	152.73	152.66

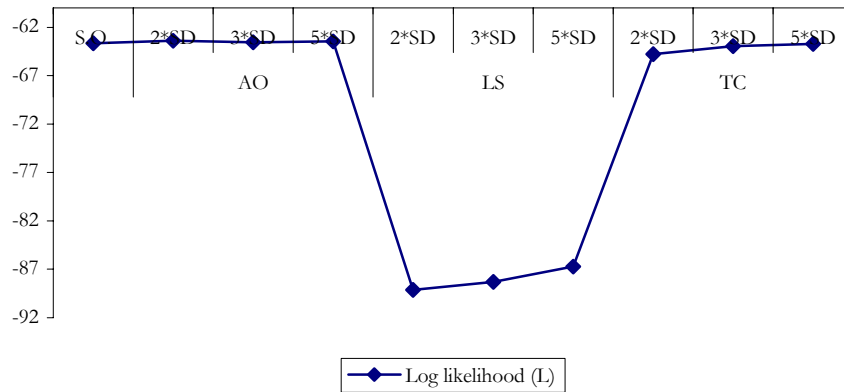
Fuente: elaboración propia.

Gráfico 13.33. Evolución de los estadísticos (I.a).



Fuente: elaboración propia.

Gráfico 13.34. Evolución de los estadísticos (I.b).



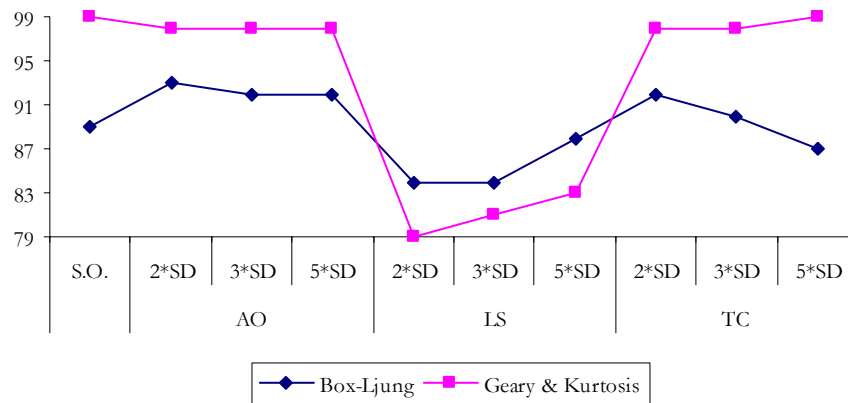
Fuente: elaboración propia.

Tabla 13.28. Evolución de los estadísticos (II).

% de series que pasan el test (1%)	S. O.	AO			LS			TC		
		2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
Box-Ljung	89	93	92	92	84	84	88	92	90	87
Geary	99	98	98	98	79	81	83	98	98	99
Kurtosis	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
Geary & Kurtosis	99	98	98	98	79	81	83	98	98	99

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 13.35. Evolución de los estadísticos (II).



Fuente: elaboración propia.

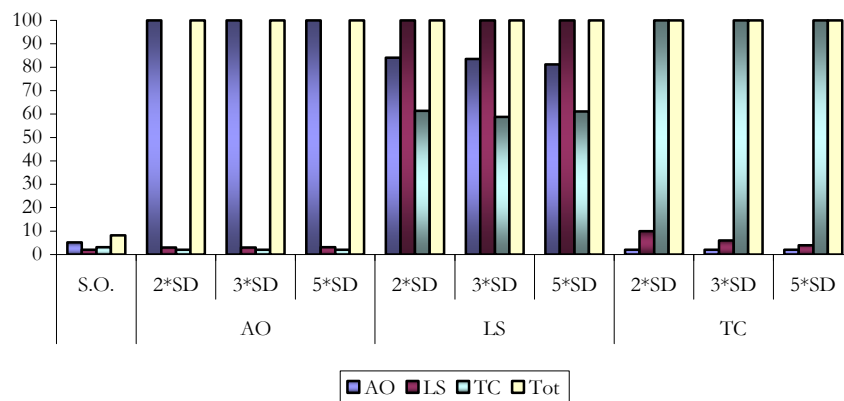
Análisis 13.8. Modelo 3 con 120 observaciones.

A continuación se presentan cuatro tablas con cinco gráficos a modo de resumen y/o evolución de lo que ocurre con las series del Modelo 3 con 120 observaciones a medida que se le introduce un tipo de outlier u otro, así como cuando se cambia la intensidad del impacto. Los mejores resultados los proporcionan aquellas series que sufren la presencia de un outlier del tipo aditivo (AO), seguido del caso del outlier del tipo cambio temporal (TC). Por el contrario, los resultados empeoran sensiblemente para el outlier cambio de nivel (LS). El outlier equivalente a la observación 04-1998 es identificado por el cien por cien de las series consideradas y además, según el tipo de outlier propuesto. Los tests residuales se comportan, en este caso, como el resto de criterios.

Tabla 13.29. Tipos de outliers por serie.

% de series con	SERIE ORIGINAL	AO			LS			TC		
		2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
AO	5	100	100	100	84	84	81	2	2	2
LS	2	3	3	3	100	100	100	10	6	4
TC	3	2	2	2	61	59	61	100	100	100
TOT	8	100	100	100	100	100	100	100	100	100

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 13.36. Tipos de outliers por serie.

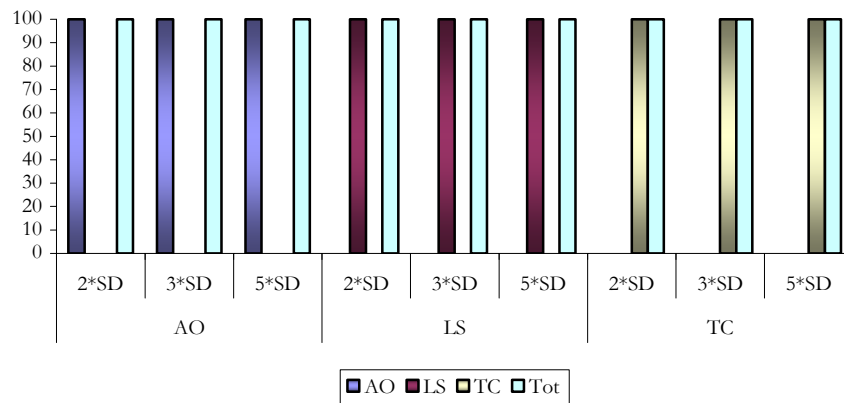
Fuente: elaboración propia.

Tabla 13.30. Identificación del outlier 04-1998.

% de series con	SERIE ORIGINAL	AO			LS			TC		
		2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
AO	0	100	100	100	0	0	0	0	0	0
LS	0	0	0	0	100	100	100	0	0	0
TC	0	0	0	0	0	0	0	100	100	100
TOT	0	100	100	100	100	100	100	100	100	100

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 13.37. Identificación del outlier 04-1998.



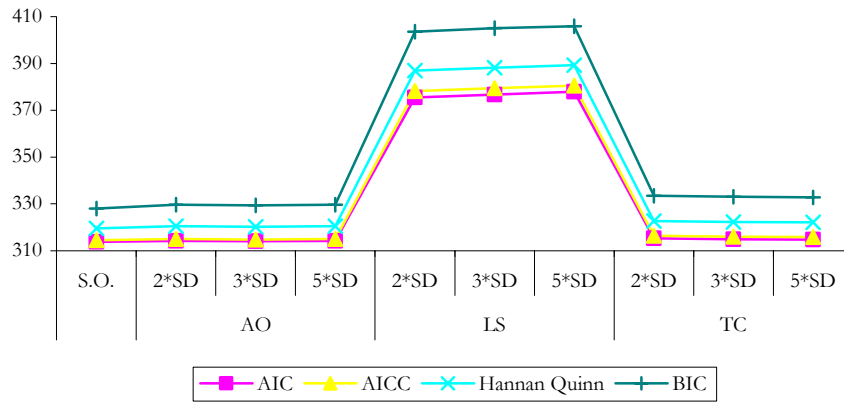
Fuente: elaboración propia.

Tabla 13.31. Evolución de los estadísticos (I).

Media	S. O.	AO			LS			TC		
		2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
L	-151.63	-151.28	-151.29	-151.37	-177.25	-177.74	-178.49	-150.86	-150.70	-150.66
AIC	313.84	314.16	314.04	314.25	375.52	376.71	377.89	315.32	314.94	314.79
AICC	314.54	314.98	314.83	315.06	378.20	379.43	380.53	316.42	316.03	315.87
HQ	319.57	320.45	320.24	320.48	386.91	388.20	389.22	322.68	322.27	322.09
BIC	327.97	329.66	329.34	329.63	403.61	405.07	405.84	333.49	333.03	332.81

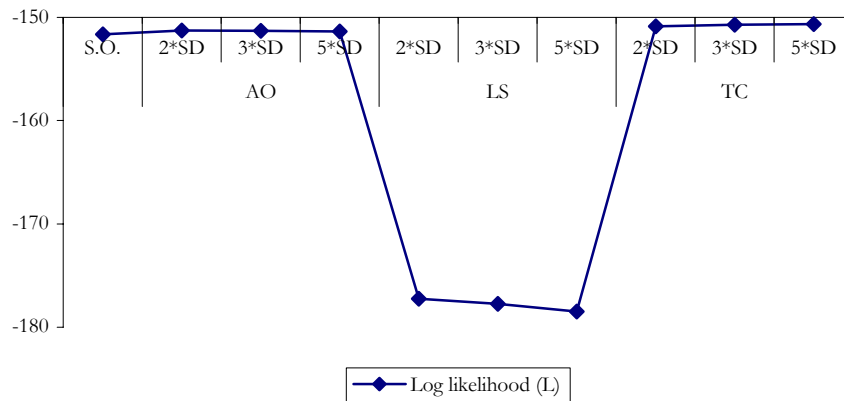
Fuente: elaboración propia.

Gráfico 13.38. Evolución de los estadísticos (I.a).



Fuente: elaboración propia.

Gráfico 13.39. Evolución de los estadísticos (I.b).



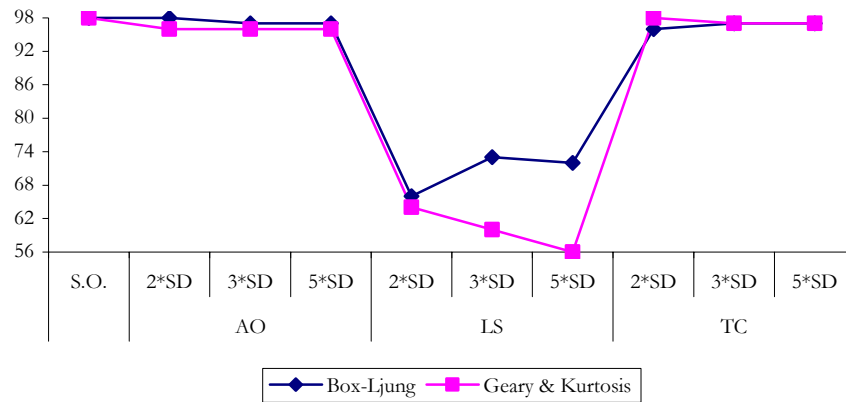
Fuente: elaboración propia.

Tabla 13.32. Evolución de los estadísticos (II).

% de series que superan el test (1%)	S. O.	AO			LS			TC		
		2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
Box-Ljung	98	98	97	97	66	73	72	96	97	97
Geary	99	99	99	99	75	72	69	100	99	99
Kurtosis	98	97	97	97	65	61	59	98	98	98
Geary & Kurtosis	98	96	96	96	64	60	56	98	97	97

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 13.40. Evolución de los estadísticos (II).



Fuente: elaboración propia.

Análisis 13.9. Modelo 3 con 300 observaciones.

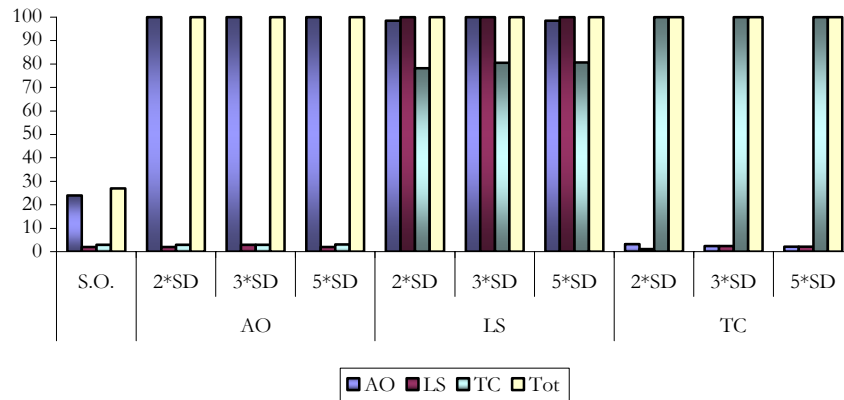
A continuación se presentan cuatro tablas con cinco gráficos a modo de resumen y/o evolución de lo que ocurre con las series del Modelo 3 con 300 observaciones a medida que se le introduce un tipo de outlier u otro, así como cuando se cambia la intensidad del impacto. En general, los resultados globales son malos y además, los peores de este estudio. Además, para el caso en el que se introduce un outlier del tipo cambio de nivel (LS) aún es peor. Lo único positivo a destacar es que todas las series identifican el outlier introducido.

Tabla 13.33. Tipos de outliers por serie.

% de series con	SERIE ORIGINAL	AO			LS			TC		
		2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
AO	24	100	100	100	99	100	99	3	2	2
LS	2	2	3	2	100	100	100	1	2	2
TC	3	3	3	3	78	81	81	100	100	100
TOT	27	100	100	100	100	100	100	100	100	100

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 13.41. Tipos de outliers por serie.



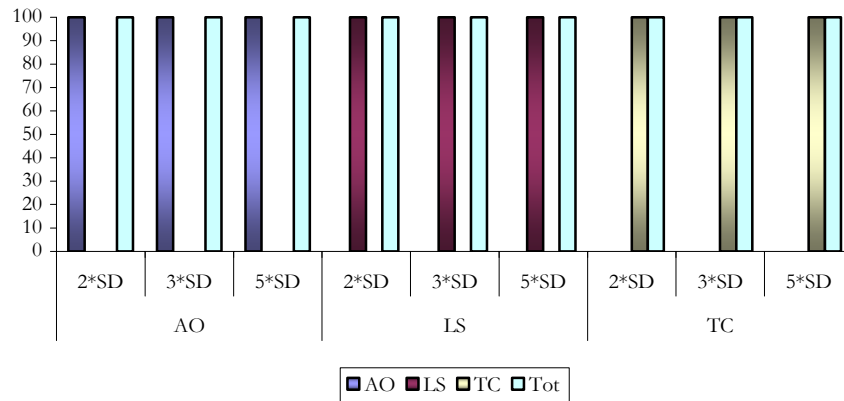
Fuente: elaboración propia.

Tabla 13.34. Identificación del outlier 04-1998.

% de series con	SERIE ORIGINAL	AO			LS			TC		
		2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
AO	0	100	100	100	0	0	0	0	0	0
LS	0	0	0	0	100	100	100	0	0	0
TC	0	0	0	0	0	0	0	100	100	100
TOT	0	100	100	100	100	100	100	100	100	100

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 13.42. Identificación del outlier 04-1998.



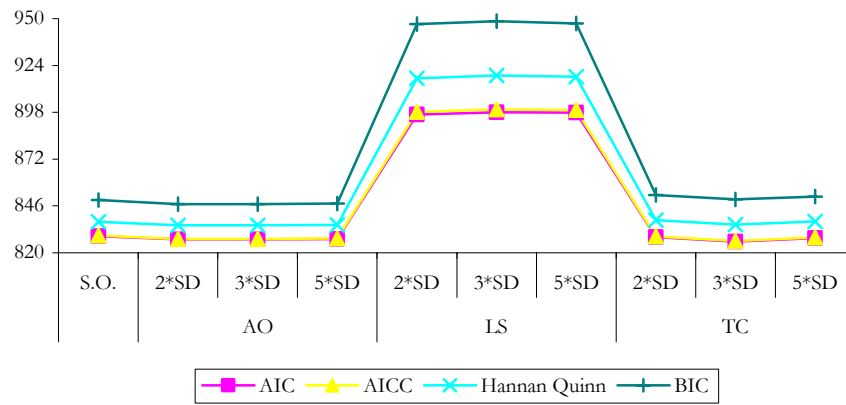
Fuente: elaboración propia.

Tabla 13.35. Evolución de los estadísticos (I).

Media	S. O.	AO			LS			TC		
		2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
L	-409.15	-408.30	-408.33	-408.47	-434.64	-435.26	-435.43	-407.95	-406.70	-407.74
AIC	829.25	827.36	827.39	827.66	896.76	898.12	897.88	828.67	826.18	828.11
AICC	829.54	827.61	827.64	827.91	898.28	899.65	899.34	829.01	826.52	828.45
HQ	837.29	835.25	835.25	835.52	916.91	918.37	917.69	838.02	835.55	837.37
BIC	849.31	847.04	847.02	847.27	947.04	948.64	947.31	852.01	849.56	851.20

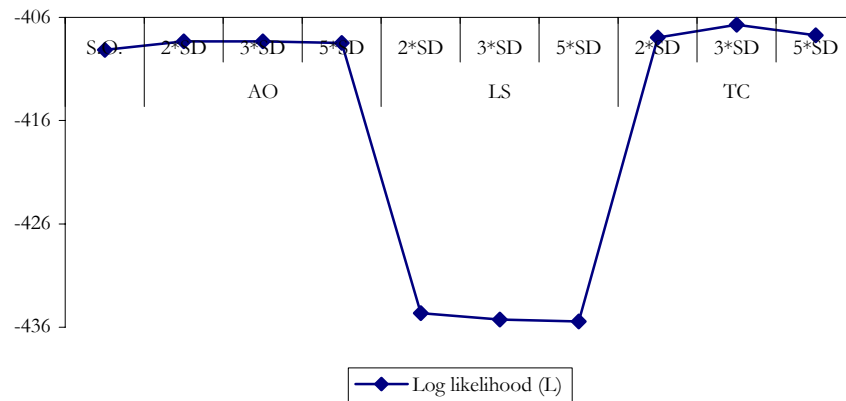
Fuente: elaboración propia.

Gráfico 13.43. Evolución de los estadísticos (I.a).



Fuente: elaboración propia.

Gráfico 13.44. Evolución de los estadísticos (I.b).



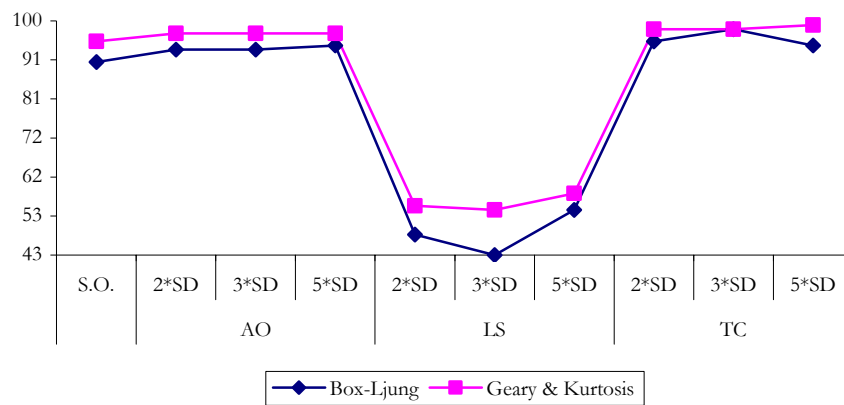
Fuente: elaboración propia.

Tabla 13.36. Evolución de los estadísticos (II).

% de series que superan el test (1%)	S. O.	AO			LS			TC		
		2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
Box-Ljung	90	93	93	94	48	43	54	95	98	94
Geary	97	98	98	98	80	76	81	98	98	99
Kurtosis	98	99	99	99	57	58	61	100	100	100
Geary & Kurtosis	95	97	97	97	55	54	58	98	98	99

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 13.45. Evolución de los estadísticos (II).



Fuente: elaboración propia.

14. Apéndice VIII. Explicación de resultados comparativos.

- ❖ Tabla 1. Modelos Identificados. En esta tabla se presenta el porcentaje de series que es identificado por cada tipo de modelos teniendo en cuenta que se dividen en cuatro tipos: Modelos 1, 2 y 3, y un cuarto grupo que se denomina otros y que incluye el resto de modelos identificados. La razón de esta clasificación es básicamente por la magnitud y porque en el estudio se trata de comparar dichos modelos.
- ❖ Gráfico 1. Modelos Identificados por TSW. Recoge en forma de columnas cien por cien apiladas los tipos de modelos identificados por dicho programa.
- ❖ Gráfico 2. Modelos Identificados por X12. Lo mismo que el anterior para X12-ARIMA.
- ❖ Tabla 2. Número de parámetros ARMA por serie. Recoge la media, la desviación típica, el máximo y el mínimo número de parámetros pertenecientes a los modelos ARIMA que presentan las series para cada programa y/o grupo de series.
- ❖ Gráfico 3. Número de parámetro ARMA por serie. Es la representación gráfica en forma de líneas de la tabla anterior. Sólo se representa la media atendiendo a la simplicidad.
- ❖ Tabla 3. Número medio de outliers por serie. Igual que la Tabla 2 pero para los outliers.

- ❖ Gráfico 4. Número medio de outliers por serie. Representación gráfica de la Tabla 3.
- ❖ Tabla 4. Número total de outliers. En esta tabla se presenta el número total de outliers de cada tipo que se identifican por cada uno de los programas.
- ❖ Gráfico 5. Número total de outliers en TSW. Se representan en forma de barras apiladas el número total de outliers identificados por TRAMO-SEATS.
- ❖ Gráfico 6. Número total de outliers en X12. Se representan en forma de barras apiladas el número total de outliers identificados por X12-ARIMA. Para facilitar la comparación este gráfico y el anterior muestran la misma escala.
- ❖ Tabla 5. Identificación del outlier 04-1998. Muestra el porcentaje de series que identifican el outlier en cuestión y además, el tipo de outlier caracterizado.
- ❖ Gráfico 7. Identificación del outlier 04-1998 por TSW. Muestra en un gráfico con formato de barras cien por cien apiladas la evolución de la identificación del outlier en cuestión por TRAMO-SEATS.
- ❖ Gráfico 8. Identificación del outlier 04-1998 por X12. Lo mismo que el Gráfico 7 pero para el programa X12-ARIMA.
- ❖ Tabla 6. Evolución del BIC (I). Muestra la evolución del BIC atendiendo a los distintos modelos. Hay que tener en cuenta que el BIC para TRAMO-SEATS ha sido recalculado usando la fórmula empleada por X12-ARIMA. En este caso se usa la media.
- ❖ Gráfico 9. Evolución del BIC (I). Muestra la evolución comparada del valor medio del BIC para ambos programas.
- ❖ Tabla 7. Evolución del BIC (II). En este caso en lugar de usar la media lo que se compara es el valor de la mediana. Ello es debido a que por la fuerte variabilidad experimentada por los residuos del TRAMO-SEATS, el BIC también es muy variable y, por tanto, se distorsiona la característica forma gráfica de campana.
- ❖ Gráfico 10. Evolución del BIC (II). Evolución comparada de la mediana del BIC.

- ❖ Tabla 8. Evolución del estadístico Q. Compara la evolución del test de autocorrelación residual entre ambos programas.
- ❖ Gráfico 11. Evolución del estadístico Q. Es la representación en formato de líneas de la Tabla 8.
- ❖ Tabla 9. Evolución de los tests de normalidad. Compara los distintos criterios de normalidad de los residuos a saber, el test N para el TSW y el test G&K para el X12.
- ❖ Gráfico 12. Evolución de los tests de normalidad. Es la representación gráfica de los tests estadísticos anteriores.

15. Apéndice IX. Resultados comparativos desagregados.

Análisis 15.1. Modelo 1 con 60 observaciones.

En este análisis se consideran diez grupos de cien series lo que supone un total de mil series, de las cuales, mediante el programa TSW se rechaza una única serie mientras que, con el X12 se rechazan un total de veintiocho series lo que supone un 2.8 por ciento, más del mitad de las cuales (diecinueve) corresponden a series en las que el outlier introducido en la observación abril de 1998 es del tipo cambio en nivel.

El modelo más representativo en ambos casos es el “Modelo de Líneas Aéreas”, sobre todo, para el TSW, ya que, con este número de observaciones considera dicho modelo por defecto y, por tanto, suponen el cien por cien de las series. Por su parte, para el caso del X12 ronda el 75 por ciento excepto en el caso en que la intervención es del tipo cambio en nivel con una intensidad de cinco veces la desviación típica, donde baja al 55 por ciento.

Relacionado con la modelización, el número medio de parámetros ARMA por serie es siempre superior para X12 con una media de 2.3 frente al 1.8 del TSW y ello debido, en gran medida por el peso de los modelos representados por la denominación “Otros”.

El número medio de outliers por serie es superior para TSW con 1.8 frente al 1.2 que se obtiene con X12. Además, el número máximo de outliers identificados también es superior para TSW, con nueve frente a seis del X12.

Esto se corrobora con el número total de outliers que es muy superior para el caso del TSW. Ello se debe a que, cuando se introduce la intervención, el modelo X12 se limita prácticamente a identificar éste outlier mientras que, el TSW identifica otros outliers secundarios que no identificaba en la serie original y

que ahora con la introducción de la intervención aparecen. El X12 lo hace en mucha menor medida.

En cuanto a la identificación del outlier abril de 1998 ambas series se comportan de manera similar rondando el noventa por ciento de detección.

En cuanto a la evolución del criterio del BIC según la media, el TSW muestra mejores resultados en todos los casos. Además, cuando más cerca están ambos programas es cuando se refiere a la serie original sin intervención. En ambos casos la figura representada es la misma (clásica forma de campana), ya que, los peores resultados los ofrecen las series con la intervención caracterizada por un cambio en nivel. Si en lugar de la media se toma la mediana, la figura es más regular pero cambia un poco la situación, ya que, en las series con cambio en nivel el X12 presenta mejores resultados.

En cuanto al test Q de autocorrelación residual, el porcentaje de series que lo superan con TSW es superior al de X12.

Por último, en los tests de normalidad las series analizadas con X12 presentan un mejor comportamiento que con TSW en el sesenta por ciento de los casos, mientras que TSW es superior en un veinte por ciento y empatan en el restante diez por ciento.

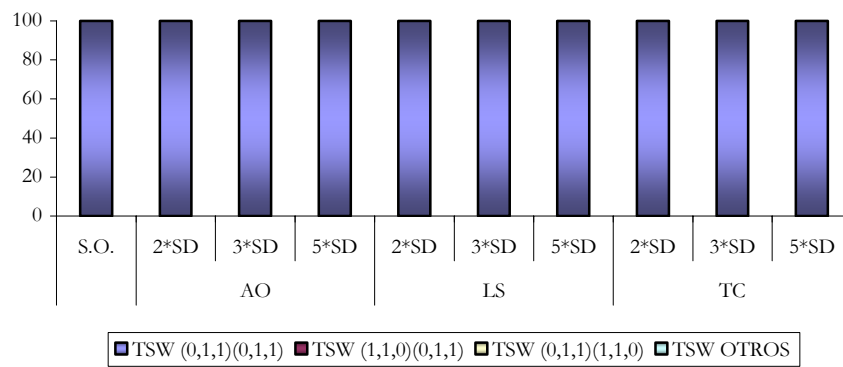
No obstante, hay que tener en cuenta la gran variabilidad en los estadísticos, de ahí que se use la mediana en la comparación del BIC. Además, el hecho de rechazar más series con X12 puede deberse a que se descarten aquellas series con peores propiedades estadísticas, es decir, que no se analicen las series “malas” y de ahí que los resultados mejoren.

Tabla 15.1. Modelos identificados.

% de series con		S. O.	AO			LS			TC		
			2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
TSW	(0,1,1)(0,1,1)	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
	(1,1,0)(0,1,1)	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	(0,1,1)(1,1,0)	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	OTROS	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
X12	(0,1,1)(0,1,1)	74	79	79	78	81	82	55	76	78	78
	(1,1,0)(0,1,1)	8	9	8	8	5	5	14	9	11	5
	(0,1,1)(1,1,0)	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	OTROS	18	12	13	14	14	13	31	15	11	17

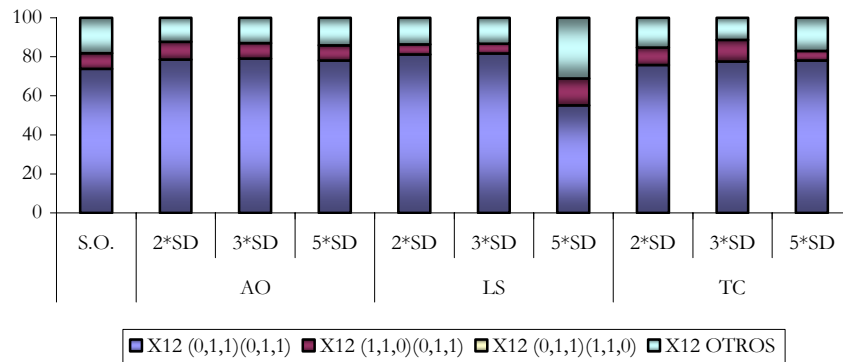
Fuente: elaboración propia.

Gráfico 15.1. Modelos identificados por TSW.



Fuente: elaboración propia.

Gráfico 15.2. Modelos identificados por X12.



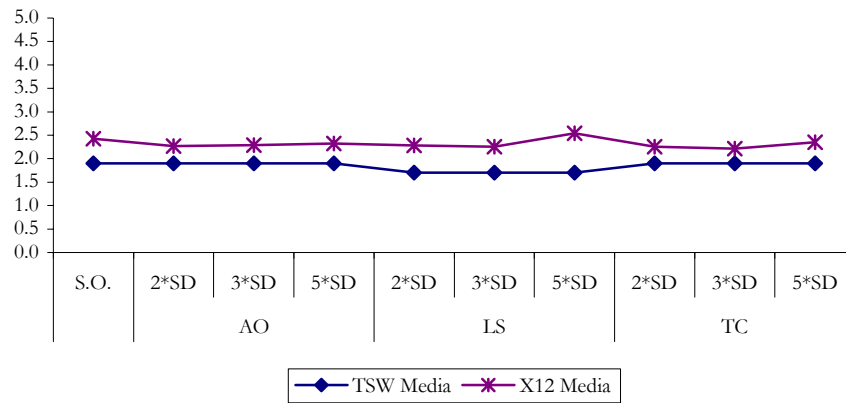
Fuente: elaboración propia.

Tabla 15.2. Número de parámetros ARMA por serie.

Número de parámetros ARMA por serie		S. O.	AO			LS			TC		
			2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
TSW	Media	1.9	1.9	1.9	1.9	1.7	1.7	1.7	1.9	1.9	1.9
	SD	0.3	0.3	0.3	0.3	0.5	0.5	0.5	0.3	0.3	0.4
	Máx.	2.0	2.0	2.0	2.0	2.0	2.0	2.0	2.0	2.0	2.0
	Mín.	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0
X12	Media	2.4	2.3	2.3	2.3	2.3	2.3	2.5	2.3	2.2	2.4
	SD	1.0	0.8	0.8	0.9	0.8	0.8	1.0	0.7	0.7	0.9
	Máx.	5.0	5.0	5.0	5.0	5.0	5.0	5.0	5.0	5.0	5.0
	Mín.	2.0	2.0	2.0	2.0	2.0	2.0	2.0	2.0	2.0	2.0

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 15.3. Número de parámetros ARMA por serie.



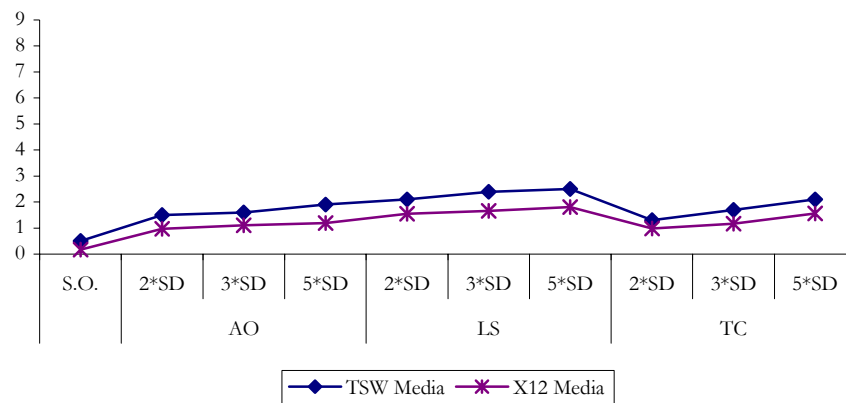
Fuente: elaboración propia.

Tabla 15.3. Número medio de outliers por serie.

Número de outliers por serie	S. O.	AO			LS			TC			
		2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	
TSW	Media	0.5	1.5	1.6	1.9	2.1	2.4	2.5	1.3	1.7	2.1
	SD	1.1	1.3	1.4	1.4	1.8	1.7	1.7	1.1	1.3	1.3
	Máx.	6.0	7.0	7.0	7.0	9.0	9.0	8.0	6.0	7.0	7.0
	Mín.	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
X12	Media	0.2	1.0	1.1	1.2	1.5	1.7	1.8	1.0	1.2	1.6
	SD	0.6	0.8	0.7	0.6	1.3	1.1	1.1	0.9	0.7	0.9
	Máx.	3.0	4.0	4.0	4.0	6.0	6.0	6.0	5.0	4.0	6.0
	Mín.	0.0	0.0	0.0	1.0	0.0	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 15.4. Número medio de outliers por serie.



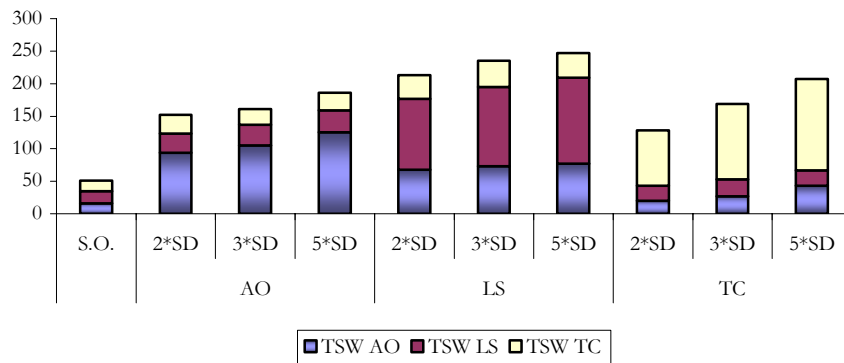
Fuente: elaboración propia.

Tabla 15.4. Número total de outliers por serie.

Número de outliers	S. O.	AO			LS			TC			
		2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	
TSW	AO	16	94	105	125	68	73	77	20	27	43
	LS	19	29	32	34	109	122	132	23	26	24
	TC	16	29	24	27	36	40	38	85	116	140
	TOT	51	152	161	186	213	235	247	128	169	207
X12	AO	8	84	102	111	26	26	28	9	10	10
	LS	5	4	4	4	100	118	108	9	6	10
	TC	4	7	4	4	22	18	21	79	98	131
	TOT	17	95	110	119	148	162	157	97	114	151

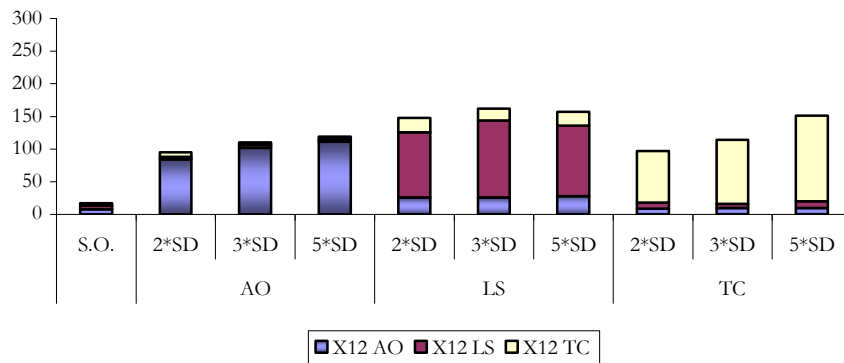
Fuente: elaboración propia.

Gráfico 15.5. Número total de outliers en TSW.



Fuente: elaboración propia.

Gráfico 15.6. Número total de outliers en X12.



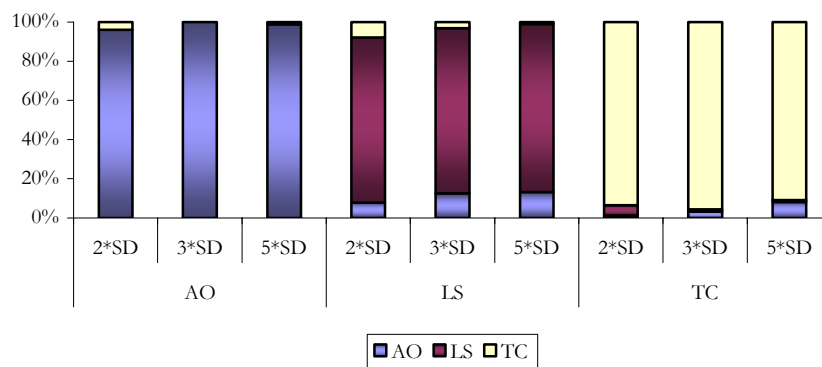
Fuente: elaboración propia.

Tabla 15.5. Identificación del outlier 04-1998.

% de series con	S. O.	AO			LS			TC			
		2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	
TSW	AO	0	75	85	93	6	12	13	1	3	8
	LS	0	0	0	0	65	80	84	4	1	1
	TC	0	3	0	1	6	3	1	72	87	89
	TOT	0	78	85	94	77	95	98	77	91	98
X12	AO	0	74	91	100	0	0	0	0	0	0
	LS	0	0	0	0	75	96	100	1	1	0
	TC	0	3	0	0	5	1	0	71	89	99
	TOT	0	78	91	100	80	97	100	72	90	99

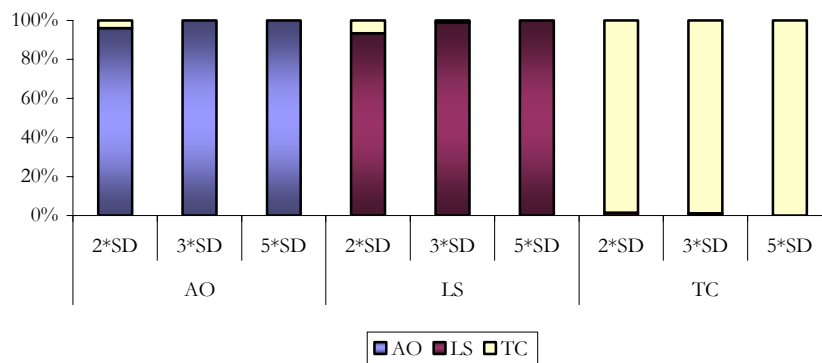
Fuente: elaboración propia.

Gráfico 15.7. Identificación del outlier 04-1998 por TSW.



Fuente: elaboración propia.

Gráfico 15.8. Identificación del outlier 04-1998 por X12.



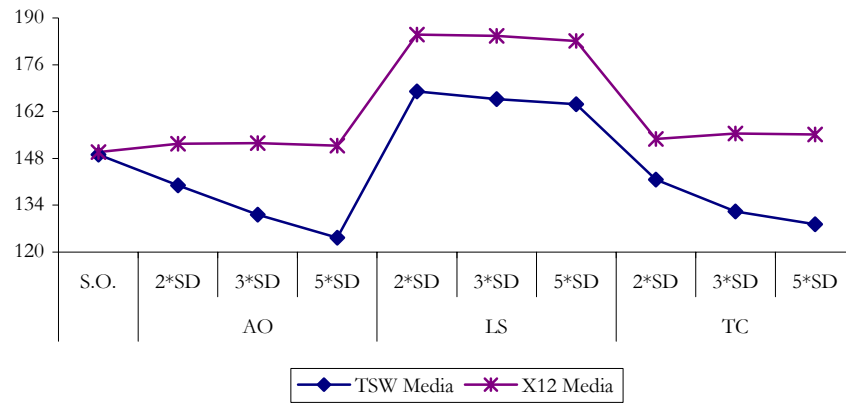
Fuente: elaboración propia.

Tabla 15.6. Evolución del estadístico BIC (I).

BIC	S. O.	AO			LS			TC			
		2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	
TSW	Media	149.1	140.0	131.2	124.3	168.0	165.7	164.2	141.6	132.1	128.3
	SD	17.5	57.5	69.8	79.9	91.4	98.0	107.6	57.9	72.5	75.3
	Máx.	185.6	200.7	222.9	232.3	256.6	286.5	319.8	200.2	192.8	202.3
	Mín.	94.4	-180.7	-180.7	-180.7	-199.1	-164.7	-168.1	-157.0	-194.3	-153.3
X12	Media	149.9	152.4	152.6	151.8	185.0	184.6	183.2	153.8	155.4	155.1
	SD	12.1	12.7	13.2	12.4	17.2	15.4	14.8	13.4	13.0	12.6
	Máx.	174.8	180.0	181.5	174.4	215.8	215.9	211.0	181.9	185.2	180.0
	Mín.	111.9	114.6	114.6	114.6	129.0	129.0	146.7	120.6	123.2	122.5

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 15.9. Evolución del estadístico BIC (I).



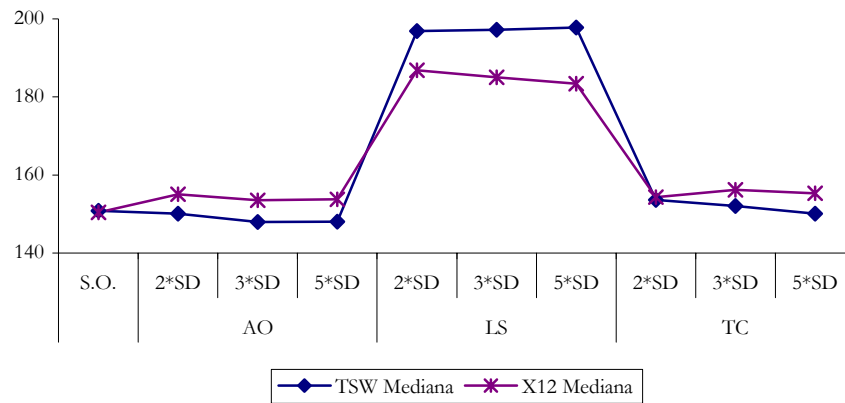
Fuente: elaboración propia.

Tabla 15.7. Evolución del estadístico BIC (II).

BIC		S. O.	AO			LS			TC		
			2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
TSW	Mediana	150.8	150.1	148.0	148.1	196.9	197.2	197.8	153.6	152.1	150.1
X12	Mediana	150.4	155.1	153.5	153.8	186.8	185.0	183.4	154.3	156.2	155.3

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 15.10. Evolución del estadístico BIC (II).



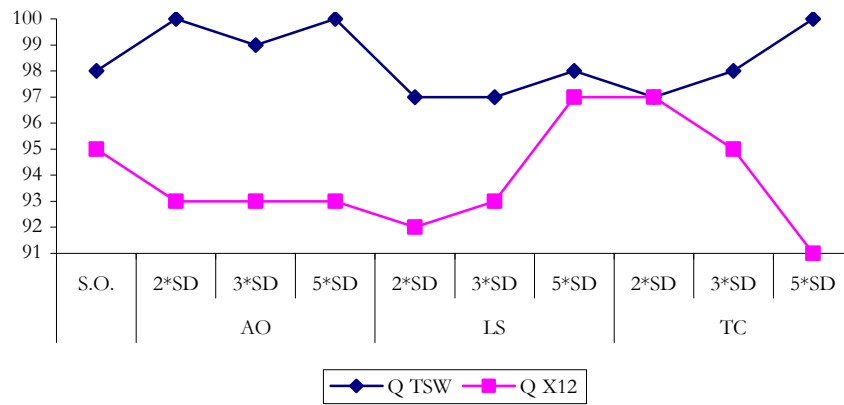
Fuente: elaboración propia.

Tabla 15.8. Evolución del estadístico Q.

%	de series que superan el test (1%)	S. O.	AO			LS			TC		
			2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
Q	TSW	98	100	99	100	97	97	98	97	98	100
	X12	95	93	93	93	92	93	97	97	95	91

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 15.11. Evolución del estadístico Q.



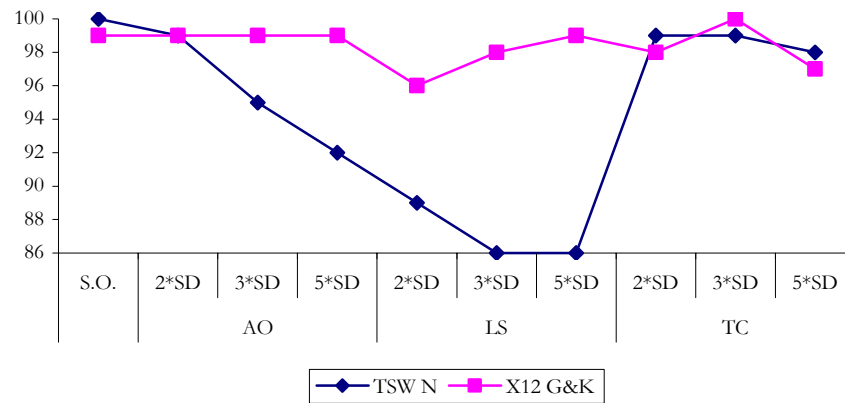
Fuente: elaboración propia.

Tabla 15.9. Evolución de los tests de normalidad.

% de series que superan el test (1%)	S. O.	AO			LS			TC			
		2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	
TSW	N	100	99	95	92	89	86	86	99	99	98
X12	G&K	99	99	99	99	96	98	99	98	100	97

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 15.12. Evolución de los tests de normalidad.



Fuente: elaboración propia.

Análisis 15.2. Modelo 1 con 120 observaciones.

En este análisis se consideran diez grupos de cien series lo que supone un total de mil series, de las cuales, mediante el programa TSW no se rechaza ninguna serie mientras que, con el X12 se rechazan un total de diez series lo que supone un 1.0 por ciento, más de la mitad de las cuales (siete) corresponden a series en las que el outlier introducido en la observación abril de 1998 es del tipo cambio en nivel.

El modelo más representativo en ambos casos es el “Modelo de Líneas Aéreas”, sobre todo, para el TSW con un setenta y siete ciento de media de las series. Por su parte, para el caso del X12 ronda el cincuenta por ciento excepto en el caso en que la intervención es del tipo cambio en nivel con una intensidad de cinco veces la desviación típica, donde baja al quince por ciento.

Relacionado con la modelización, el número medio de parámetros ARMA por serie es siempre superior para X12 con una media de 2.7 frente al 2.1 del TSW y ello debido, en gran medida por el peso de los modelos representados por la denominación “Otros”.

El número medio de outliers por serie es superior para TSW con 2.7 frente al 1.5 que se obtiene con X12. Además, el número máximo de outliers identificados también es superior para TSW, con diecisiete frente a ocho del X12.

Esto se corrobora con el número total de outliers que es muy superior para el caso del TSW, prácticamente lo duplica en todos los casos. Ello se debe a que, cuando se introduce la intervención, el modelo X12 se limita prácticamente a identificar éste outlier mientras que, el TSW identifica otros outliers secundarios que no identificaba antes.

En cuanto a la identificación del outlier abril de 1998 ambas series se comportan de manera similar rondando el noventa y nueve por ciento de detección.

En cuanto a la evolución del criterio del BIC, el TSW muestra mejores resultados en todos los casos, tanto con el criterio de la media como con el de la mediana. La única diferencia es que en el primer caso la figura es más irregular.

En cuanto al test Q de autocorrelación residual, el porcentaje de series que lo superan con TSW es idéntico al de X12 con un noventa y nueve por ciento de media.

Por último, en los tests de normalidad las series analizadas con TSW presentan un mejor comportamiento que con X12 en todos los grupos de análisis.

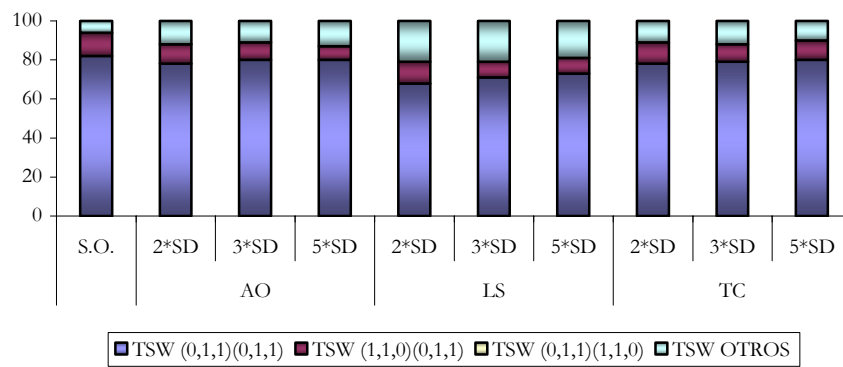
No obstante, hay que tener en cuenta la gran variabilidad en los estadísticos residuales, tanto la Q como los de normalidad para ambos programas.

Tabla 15.10. Modelos identificados.

% de series con		S. O.	AO			LS			TC		
			2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
TSW	(0,1,1)(0,1,1)	82	78	80	80	68	71	73	78	79	80
	(1,1,0)(0,1,1)	12	10	9	7	11	8	8	11	9	10
	(0,1,1)(1,1,0)	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	OTROS	6	12	11	13	21	21	19	11	12	10
X12	(0,1,1)(0,1,1)	45	46	46	46	45	48	15	44	50	44
	(1,1,0)(0,1,1)	12	15	15	13	5	5	8	14	13	12
	(0,1,1)(1,1,0)	15	12	12	13	9	9	14	12	10	13
	OTROS	28	27	27	28	41	38	63	30	27	31

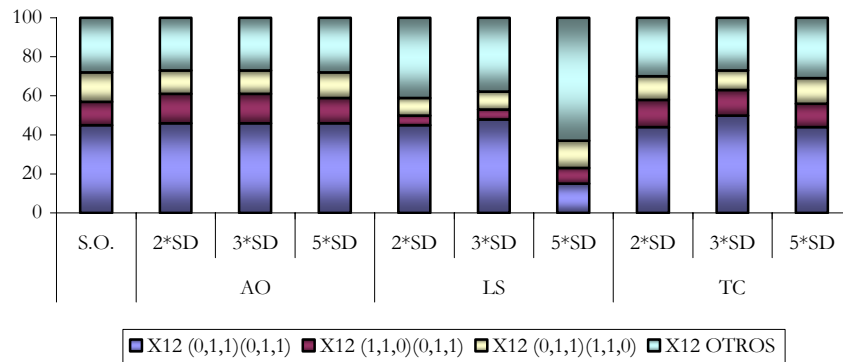
Fuente: elaboración propia.

Gráfico 15.13. Modelos identificados por TSW.



Fuente: elaboración propia.

Gráfico 15.14. Modelos identificados por X12.



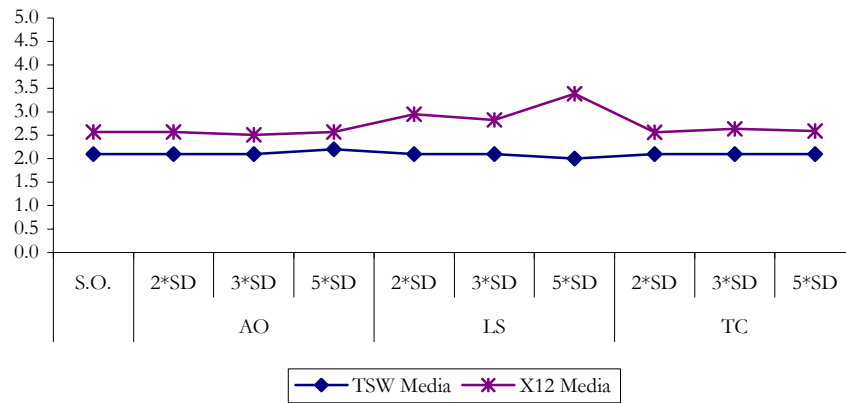
Fuente: elaboración propia.

Tabla 15.11. Número de parámetros ARMA por serie.

Número de parámetros ARMA por serie		S. O.	AO			LS			TC		
			2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
TSW	Media	2.1	2.1	2.1	2.2	2.1	2.1	2.0	2.1	2.1	2.1
	SD	0.3	0.5	0.6	0.6	0.7	0.7	0.5	0.4	0.5	0.6
	Máx.	4.0	5.0	5.0	5.0	5.0	5.0	3.0	4.0	5.0	5.0
	Mín.	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0
X12	Media	2.6	2.6	2.5	2.6	2.9	2.8	3.4	2.6	2.6	2.6
	SD	1.1	1.1	1.0	1.1	1.3	1.2	1.3	1.0	1.2	1.0
	Máx.	5.0	5.0	5.0	5.0	5.0	5.0	5.0	5.0	5.0	5.0
	Mín.	2.0	2.0	2.0	2.0	2.0	2.0	2.0	2.0	2.0	2.0

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 15.15. Número de parámetros ARMA por serie.



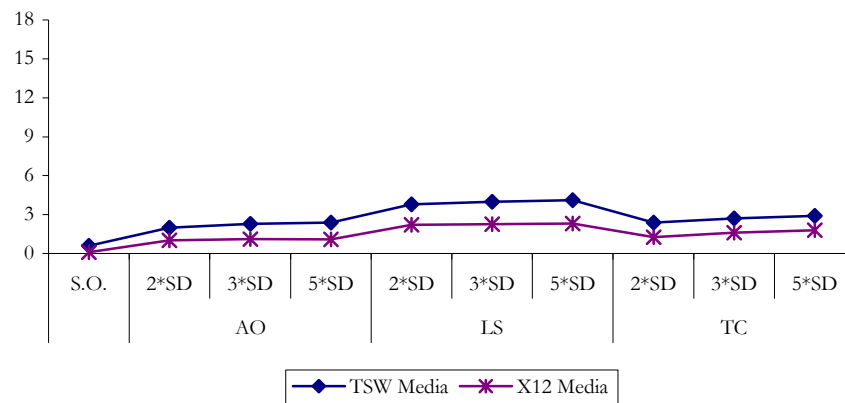
Fuente: elaboración propia.

Tabla 15.12. Número medio de outliers por serie.

Número de outliers por serie	S. O.	AO			LS			TC			
		2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	
TSW	Media	0.6	2.0	2.3	2.4	3.8	4.0	4.1	2.4	2.7	2.9
	SD	0.9	1.9	2.4	2.8	2.6	2.7	2.8	2.2	2.4	2.3
	Máx.	4.0	11.0	13.0	17.0	15.0	16.0	16.0	15.0	14.0	14.0
	Mín.	0.0	0.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	0.0	1.0
X12	Media	0.1	1.0	1.1	1.1	2.2	2.3	2.3	1.3	1.6	1.8
	SD	0.3	0.4	0.4	0.4	1.2	1.2	1.3	0.6	0.8	0.7
	Máx.	2.0	3.0	3.0	3.0	8.0	8.0	8.0	3.0	6.0	6.0
	Mín.	0.0	0.0	1.0	1.0	0.0	1.0	1.0	0.0	1.0	1.0

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 15.16. Número medio de outliers por serie.



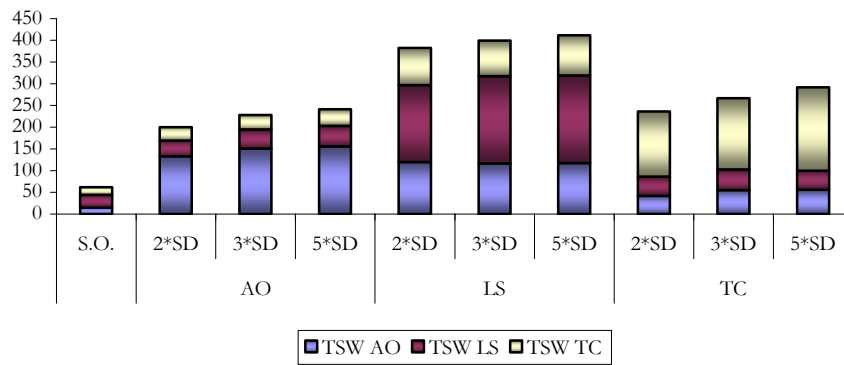
Fuente: elaboración propia.

Tabla 15.13. Número total de outliers por serie comparado.

Número de outliers	S. O.	AO			LS			TC			
		2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	
TSW	AO	15	133	151	156	120	117	118	42	55	56
	LS	29	36	44	47	177	201	201	44	48	44
	TC	18	31	33	38	85	81	93	150	164	192
	TOT	62	200	228	241	382	399	412	236	267	292
X12	AO	1	94	101	100	51	52	50	4	6	4
	LS	5	5	5	5	119	136	135	6	14	11
	TC	4	3	4	3	44	34	42	116	138	164
	TOT	10	102	110	108	214	222	227	126	158	179

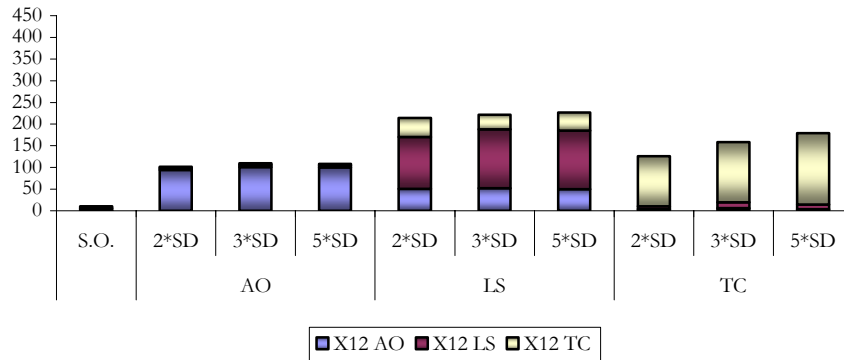
Fuente: elaboración propia.

Gráfico 15.17. Número total de outliers en TSW.



Fuente: elaboración propia.

Gráfico 15.18. Número total de outliers en X12.



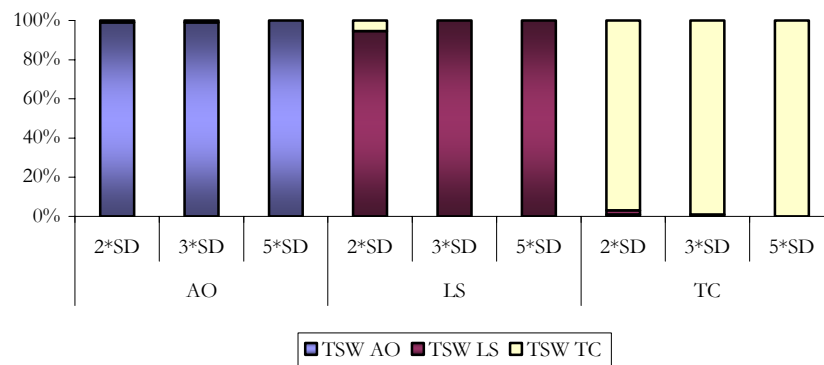
Fuente: elaboración propia.

Tabla 15.14. Identificación del outlier 04-1998.

% de series con	S. O.	AO			LS			TC			
		2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	
TSW	AO	0	97	99	100	0	0	0	1	0	0
	LS	0	0	0	0	89	100	100	2	1	0
	TC	0	1	1	0	5	0	0	93	99	100
	TOT	0	98	100	100	94	100	100	96	100	100
X12	AO	0	93	100	100	0	0	0	1	1	0
	LS	0	0	0	0	89	100	100	2	1	0
	TC	0	0	0	0	3	0	0	92	98	100
	TOT	0	93	100	100	92	100	100	95	100	100

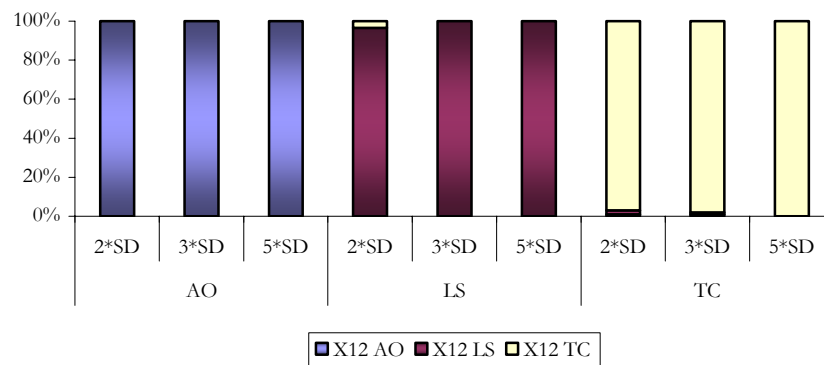
Fuente: elaboración propia.

Gráfico 15.19. Identificación del outlier 04-1998 por TSW.



Fuente: elaboración propia.

Gráfico 15.20. Identificación del outlier 04-1998 por X12.



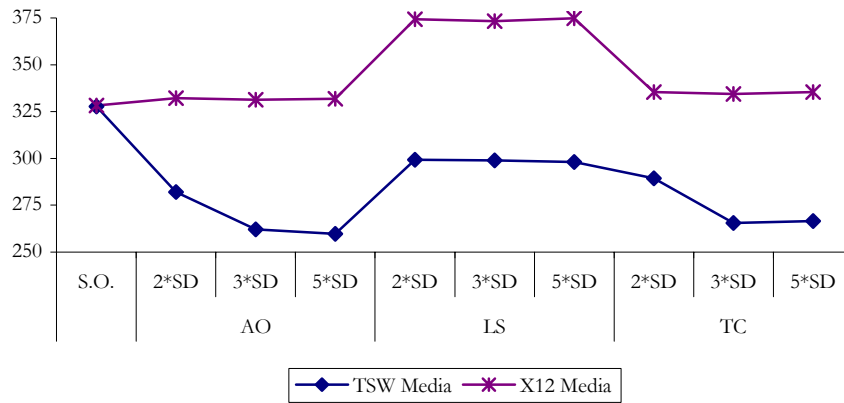
Fuente: elaboración propia.

Tabla 15.15. Evolución del estadístico BIC (I).

BIC	S. O.	AO			LS			TC			
		2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	
TSW	Media	327.7	282.0	262.0	259.8	299.2	298.9	298.1	289.3	265.6	266.6
	SD	19.5	159.0	184.2	188.4	205.2	205.4	204.7	157.5	185.1	181.5
	Máx.	368.5	372.2	372.2	372.2	444.5	444.5	444.5	391.7	371.7	371.4
	Mín.	278.5	-294.6	-321.0	-321.0	-319.2	-318.1	-332.2	-330.8	-356.7	-316.8
X12	Media	328.3	332.2	331.4	331.8	374.2	373.3	374.9	335.5	334.5	335.4
	SD	16.4	16.3	16.2	16.8	21.4	22.0	23.1	16.0	17.7	16.7
	Máx.	371.0	371.9	371.9	378.4	425.5	424.1	422.7	376.4	391.9	375.0
	Mín.	284.4	287.7	287.7	287.7	322.6	301.5	301.5	298.7	300.0	289.9

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 15.21. Evolución del estadístico BIC (I).



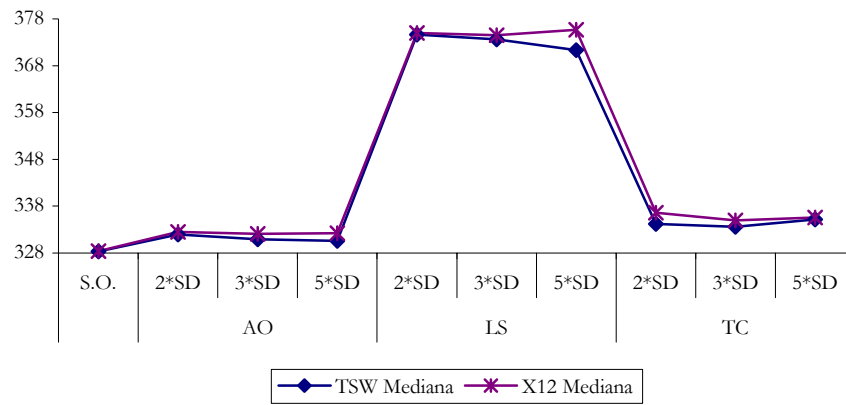
Fuente: elaboración propia.

Tabla 15.16. Evolución del estadístico BIC (II).

BIC		S. O.	AO			LS			TC		
			2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
TSW	Mediana	328.4	331.9	331.0	330.6	374.7	373.6	371.3	334.2	333.6	335.2
X12	Mediana	328.4	332.5	332.1	332.2	375.0	374.5	375.7	336.6	334.9	335.6

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 15.22. Evolución del estadístico BIC (II).



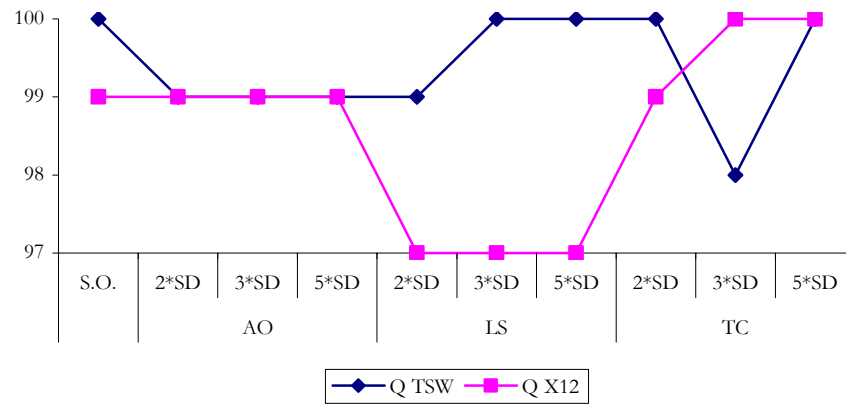
Fuente: elaboración propia.

Tabla 15.17. Evolución del estadístico Q.

%	de series que superan el test (1%)	S. O.	AO			LS			TC		
			2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
Q	TSW	100	99	99	99	99	100	100	100	98	100
	X12	99	99	99	99	97	97	97	99	100	100

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 15.23. Evolución del estadístico Q.



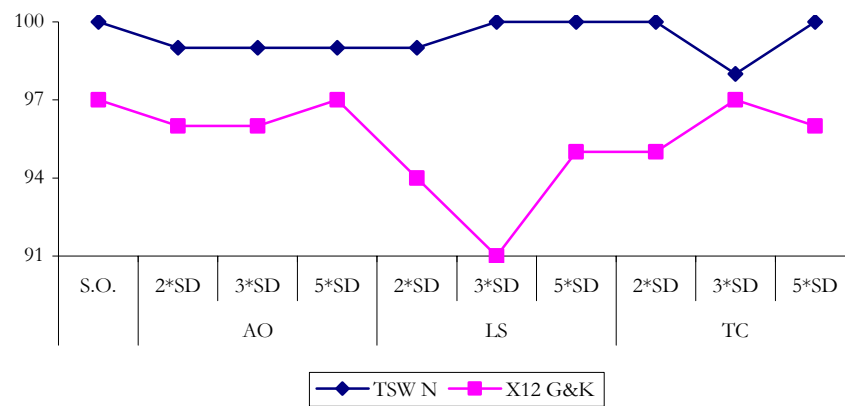
Fuente: elaboración propia.

Tabla 15.18. Evolución de los tests de normalidad.

% de series que superan el test (1%)	S. O.	AO			LS			TC			
		2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	
TSW	N	100	99	99	99	100	100	100	98	100	
X12	G&K	97	96	96	97	94	91	95	95	97	96

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 15.24. Evolución de los tests de normalidad.



Fuente: elaboración propia.

Análisis 15.3. Modelo 1 con 300 observaciones.

En este análisis se consideran diez grupos de cien series lo que supone un total de mil series, de las cuales, mediante el programa TSW no se rechaza ninguna serie mientras que, con el X12 se rechazan un total de cuarenta y tres series lo que supone un 4.3 por ciento, más de la mitad de las cuales (veintiséis) corresponden a series en las que el outlier introducido en la observación abril de 1998 es del tipo cambio temporal.

El modelo más representativo para TSW es el “Modelo de Líneas Aéreas” con un ochenta y tres por ciento de media de las series. Por su parte, para el caso del X12 ronda el veinte por ciento, siendo el más representativo el que engloba el epígrafe “Otros” con una media del cincuenta por ciento de las series.

Relacionado con la modelización, el número medio de parámetros ARMA por serie es siempre superior para X12 con una media de 3.1 frente al 2.2 del TSW y ello debido, en gran medida por el peso de los modelos representados por la denominación “otros”.

El número medio de outliers por serie es superior para TSW con 3.8 frente al 1.9 que se obtiene con X12. Además, el número máximo de outliers identificados también es superior para TSW, con treinta frente a nueve del X12.

Esto se corrobora con el número total de outliers que es muy superior para el caso del TSW, prácticamente lo duplica en todos los casos. Ello se debe a que, cuando se introduce la intervención, el modelo X12 se limita prácticamente a identificar éste outlier mientras que, el TSW identifica otros outliers secundarios que no identificaba antes.

En cuanto a la identificación del outlier abril de 1998 ambas series se comportan de manera similar rondando el cien por cien de detección.

En cuanto a la evolución del criterio del BIC, el TSW muestra mejores resultados en todos los casos, tanto con el criterio de la media como con el de la mediana. La única diferencia es que en el primer caso la figura es más irregular. Además, se aleja más de los resultados del X12 que lo sucedido en los dos casos anteriores.

En cuanto al test Q de autocorrelación residual, el porcentaje de series que lo superan con TSW es idéntico al de X12 con un noventa y ocho por ciento de media.

Por último, en los tests de normalidad las series analizadas con TSW presentan un peor comportamiento que con X12 en todos los casos.

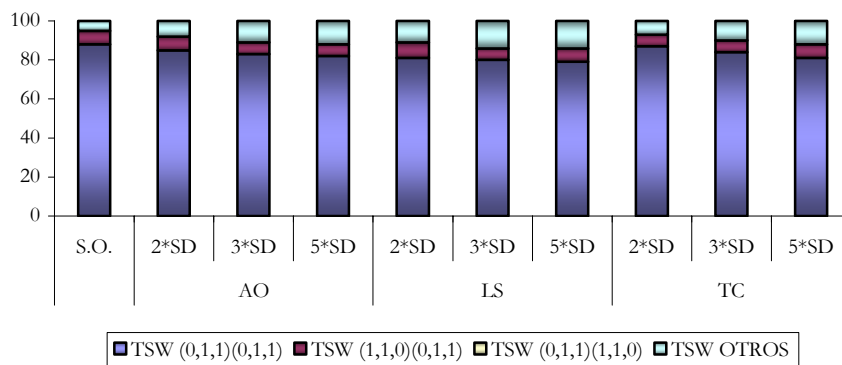
No obstante, hay que tener en cuenta la gran variabilidad en los estadísticos residuales, tanto la Q como los de normalidad para ambos programas.

Tabla 15.19. Modelos identificados.

% de series con		S. O.	AO			LS			TC		
			2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
TSW	(0,1,1)(0,1,1)	88	85	83	82	81	80	79	87	84	81
	(1,1,0)(0,1,1)	7	7	6	6	8	6	7	6	6	7
	(0,1,1)(1,1,0)	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	OTROS	5	8	11	12	11	14	14	7	10	12
X12	(0,1,1)(0,1,1)	20	22	24	24	22	24	19	24	31	28
	(1,1,0)(0,1,1)	18	14	15	16	10	12	12	13	13	11
	(0,1,1)(1,1,0)	10	11	11	11	15	13	15	11	10	11
	OTROS	52	53	50	49	53	51	54	52	46	50

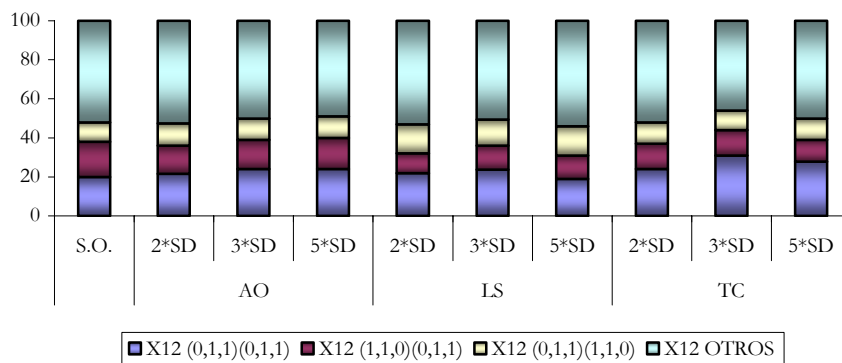
Fuente: elaboración propia.

Gráfico 15.25. Modelos identificados por TSW.



Fuente: elaboración propia.

Gráfico 15.26. Modelos identificados por X12.



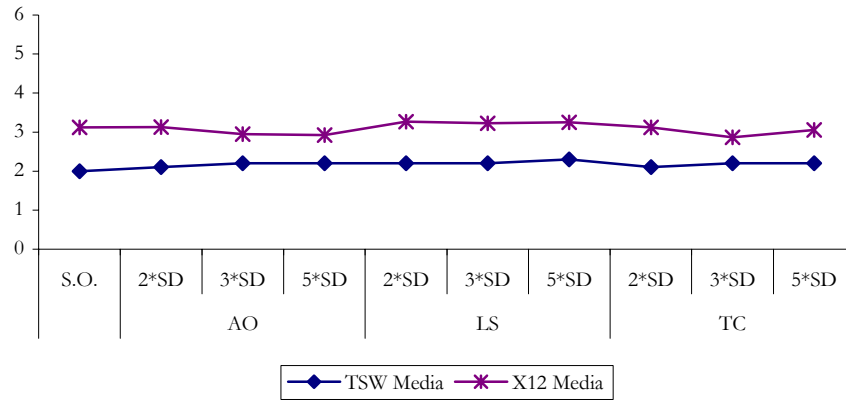
Fuente: elaboración propia.

Tabla 15.20. Número de parámetros ARMA por serie.

Número de parámetros ARMA por serie		S. O.	AO			LS			TC		
			2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
TSW	Media	2.0	2.1	2.2	2.2	2.2	2.2	2.3	2.1	2.2	2.2
	SD	0.2	0.5	0.7	0.7	0.8	0.8	0.8	0.5	0.7	0.7
	Máx.	3.0	5.0	6.0	6.0	5.0	5.0	5.0	5.0	5.0	5.0
	Mín.	2.0	2.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0
X12	Media	3.1	3.1	2.9	2.9	3.3	3.2	3.3	3.1	2.9	3.1
	SD	1.3	1.3	1.2	1.2	1.4	1.4	1.4	1.3	1.2	1.3
	Máx.	5.0	5.0	5.0	5.0	5.0	5.0	5.0	5.0	5.0	5.0
	Mín.	2.0	2.0	2.0	2.0	2.0	2.0	2.0	2.0	2.0	2.0

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 15.27. Número de parámetros ARMA por serie.



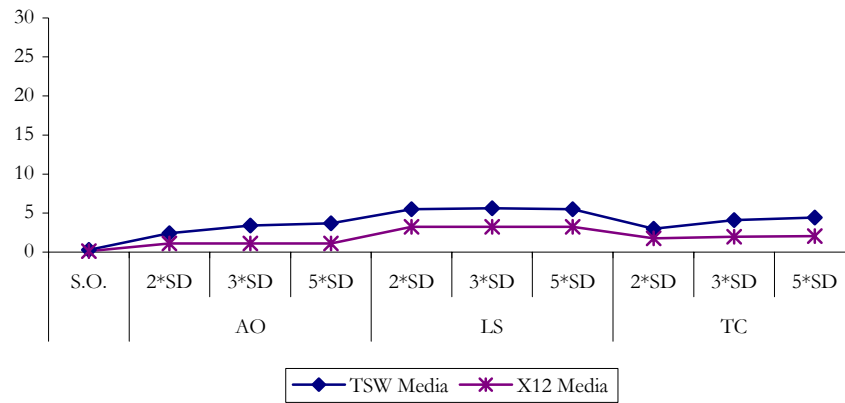
Fuente: elaboración propia.

Tabla 15.21. Número medio de outliers por serie.

Número de outliers por serie	S. O.	AO			LS			TC			
		2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	
TSW	Media	0.3	2.4	3.4	3.7	5.5	5.6	5.5	3.0	4.1	4.4
	SD	0.5	4.7	6.5	6.8	5.6	5.7	5.4	4.5	6.2	6.0
	Máx.	2.0	30.0	30.0	30.0	30.0	30.0	30.0	27.0	30.0	30.0
	Mín.	0.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0
X12	Media	0.1	1.1	1.1	1.1	3.2	3.2	3.2	1.8	1.9	2.0
	SD	0.3	0.3	0.3	0.3	1.4	1.4	1.5	0.5	0.4	0.4
	Máx.	2.0	2.0	2.0	2.0	8.0	8.0	9.0	3.0	3.0	3.0
	Mín.	0.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 15.28. Número medio de outliers por serie.



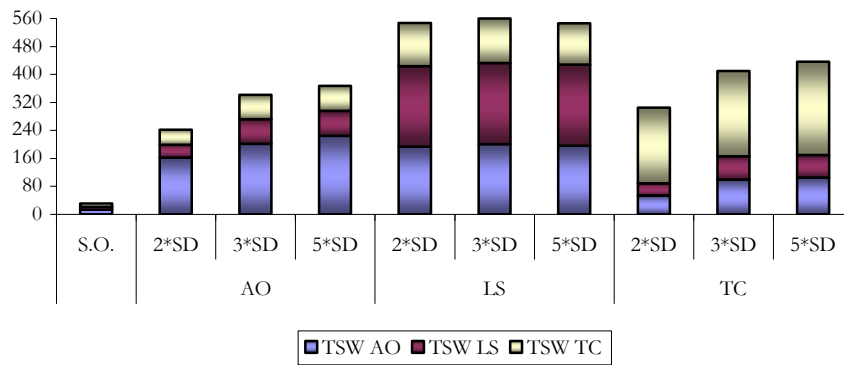
Fuente: elaboración propia.

Tabla 15.22. Número total de outliers por serie comparado.

Número de outliers	S. O.	AO			LS			TC			
		2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	
TSW	AO	14	163	202	225	194	201	196	54	100	105
	LS	8	36	70	71	230	232	232	35	66	65
	TC	9	43	70	71	123	127	118	216	244	267
	TOT	31	242	342	367	547	560	546	305	410	437
X12	AO	3	99	99	100	89	88	86	2	3	3
	LS	1	2	2	2	167	169	165	2	3	2
	TC	7	6	5	6	60	55	59	155	177	179
	TOT	11	107	106	108	316	312	310	159	183	184

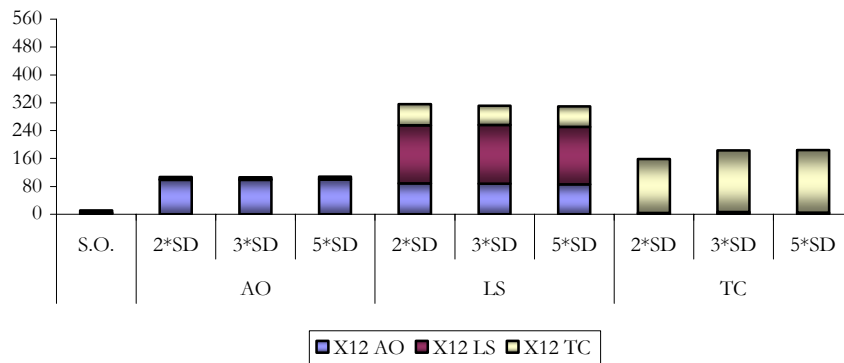
Fuente: elaboración propia.

Gráfico 15.29. Número total de outliers en TSW.



Fuente: elaboración propia.

Gráfico 15.30. Número total de outliers en X12.



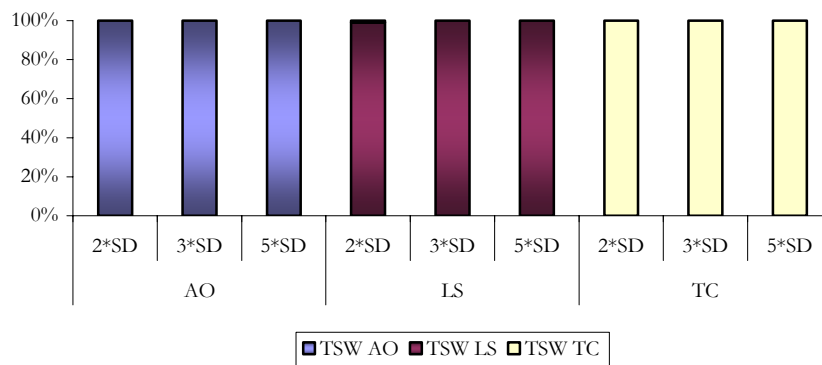
Fuente: elaboración propia.

Tabla 15.23. Identificación del outlier 04-1998.

% de series con	S. O.	AO			LS			TC			
		2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	
TSW	AO	0	100	100	100	0	0	0	0	0	0
	LS	0	0	0	0	98	100	100	0	0	0
	TC	0	0	0	0	1	0	0	100	100	100
	TOT	0	100	100	100	99	100	100	100	100	100
X12	AO	0	100	100	100	0	1	0	0	0	0
	LS	0	0	0	0	97	99	100	0	0	0
	TC	0	0	0	0	2	0	0	100	100	100
	TOT	0	100	100	100	99	100	100	100	100	100

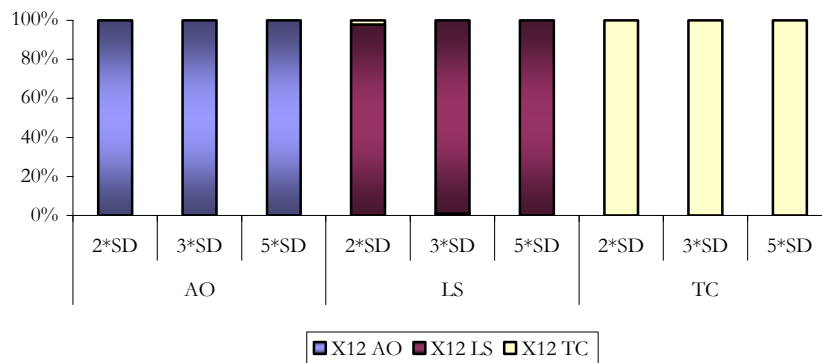
Fuente: elaboración propia.

Gráfico 15.31. Identificación del outlier 04-1998 por TSW.



Fuente: elaboración propia.

Gráfico 15.32. Identificación del outlier 04-1998 por X12.



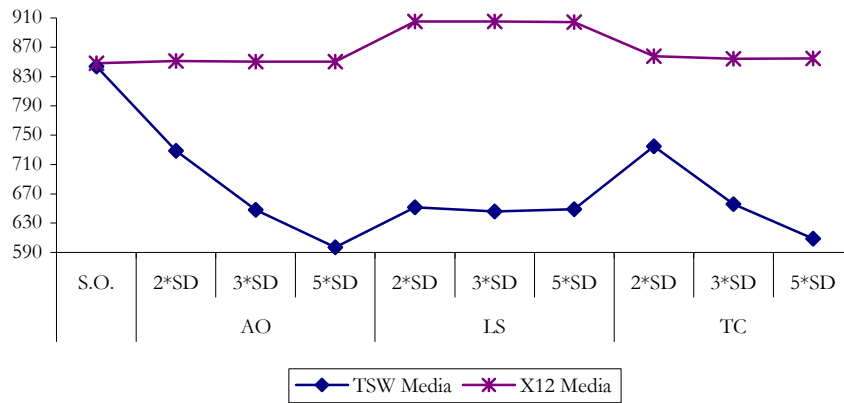
Fuente: elaboración propia.

Tabla 15.24. Evolución del estadístico BIC (I).

BIC		S. O.	AO			LS			TC		
			2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
TSW	Media	843.8	728.5	648.2	597.0	651.4	646.0	648.7	734.8	655.7	608.9
	SD	26.7	479.2	605.6	658.0	656.8	669.7	667.1	477.4	599.8	639.9
	Máx.	903.0	906.9	906.9	906.9	959.1	983.8	1063.1	911.2	911.2	911.2
	Mín.	779.6	-1574.9	-1574.9	-1574.9	-1571.3	-1549.9	-1524.2	-1542.5	-1465.2	-1326.3
X12	Media	848.1	851.0	850.3	850.4	905.3	905.1	904.4	857.6	854.1	854.4
	SD	26.9	26.3	26.6	25.6	30.8	30.8	31.0	27.8	27.5	26.9
	Máx.	912.3	905.0	905.0	905.0	972.4	972.4	972.4	925.4	909.3	909.3
	Mín.	777.1	782.7	782.7	782.7	816.4	816.4	816.4	791.1	786.6	792.4

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 15.33. Evolución del estadístico BIC (I).



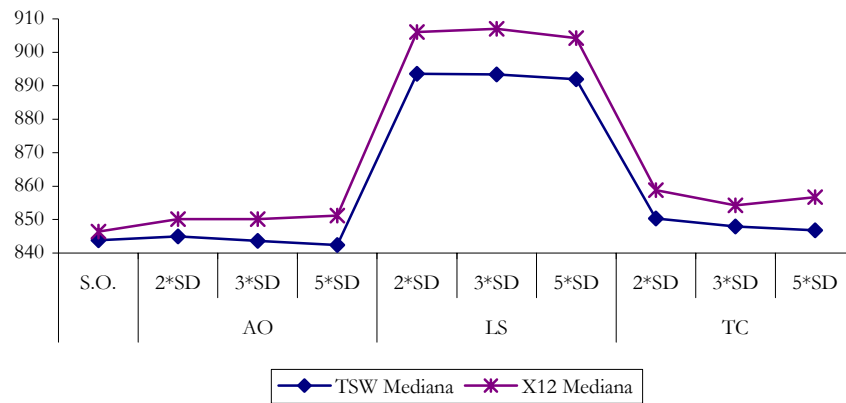
Fuente: elaboración propia.

Tabla 15.25. Evolución del estadístico BIC (II).

BIC		S. O.	AO			LS			TC		
			2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
TSW	Mediana	843.8	845.0	843.6	842.4	893.6	893.4	891.9	850.3	847.9	846.7
X12	Mediana	846.4	850.1	850.1	851.2	906.0	907.1	904.2	858.8	854.3	856.7

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 15.34. Evolución del estadístico BIC (II).



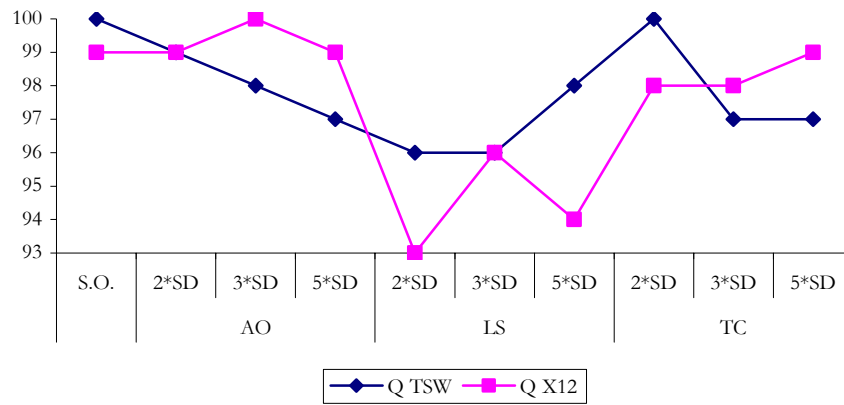
Fuente: elaboración propia.

Tabla 15.26. Evolución del estadístico Q.

%	de series que superan el test (1%)	S. O.	AO			LS			TC		
			2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
Q	TSW	100	99	98	97	96	96	98	100	97	97
	X12	99	99	100	99	93	96	94	98	98	99

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 15.35. Evolución del estadístico Q.



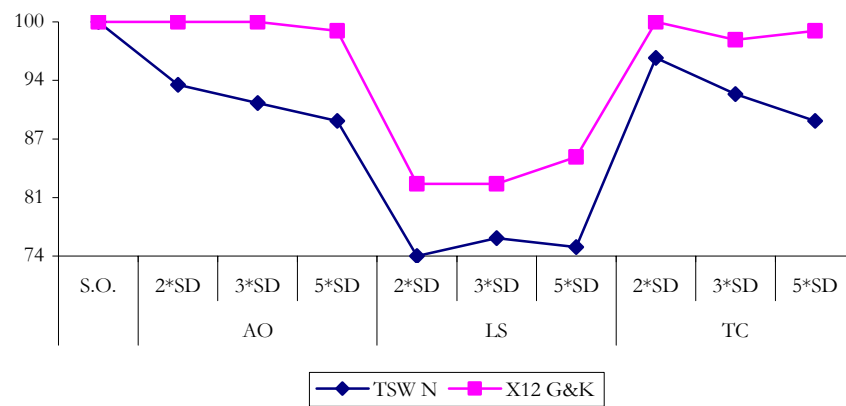
Fuente: elaboración propia.

Tabla 15.27. Evolución de los tests de normalidad.

% de series que superan el test (1%)	S. O.	AO			LS			TC			
		2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	
TSW	N	100	93	91	89	74	76	75	96	92	89
X12	G&K	100	100	100	99	82	82	85	100	98	99

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 15.36. Evolución de los tests de normalidad.



Fuente: elaboración propia.

Análisis 15.4. Modelo 2 con 60 observaciones.

En este análisis se consideran diez grupos de cien series lo que supone un total de mil series, de las cuales, mediante el programa TSW no se rechaza ninguna serie mientras que, con el X12 se rechazan un total de cuarenta y una series lo que supone un 4.1 por ciento, más de la mitad de las cuales (veintiuna) corresponden a series en las que el outlier introducido en la observación abril de 1998 es del tipo cambio en nivel.

El modelo más representativo para ambos programas es el “Modelo de Líneas Aéreas”, con la totalidad de las series para TSW y un setenta y siete por ciento para el caso del X12.

Relacionado con la modelización, el número medio de parámetros ARMA por serie es siempre superior para X12 con una media de 2.3 frente al 1.7 del TSW y ello debido, en gran medida por el peso de los modelos representados por la denominación “Otros”.

El número medio de outliers por serie es superior para TSW con 1.8 frente al 1.3 que se obtiene con X12. No obstante, en este caso el número máximo de outliers identificados es superior para X12, con catorce frente a ocho del TSW.

Esto se corrobora con el número total de outliers que es superior para el caso del TSW pero, en este caso, la diferencia no es tan grande como en los análisis anteriores.

En cuanto a la identificación del outlier abril de 1998 ambas series se comportan de manera similar rondando el noventa y nueve por ciento de detección pero, el X12 caracteriza mejor el outlier cuando se trata del tipo cambio en nivel.

En cuanto a la evolución del criterio del BIC, teniendo en cuenta la media el TSW muestra mejores resultados en todos los casos pero, si se tiene en cuenta la mediana, es peor en casi todos los casos. Además, en el primer caso la figura es más irregular.

En cuanto al test Q de autocorrelación residual, el porcentaje de series que lo superan con TSW es superior al de X12 con un noventa y ocho por ciento de media frente a noventa y tres por ciento.

Por último, en los tests de normalidad las series analizadas con TSW presentan un peor comportamiento que con X12 en todos los casos, con un noventa y cuatro por ciento de media frente a noventa y ocho por ciento.

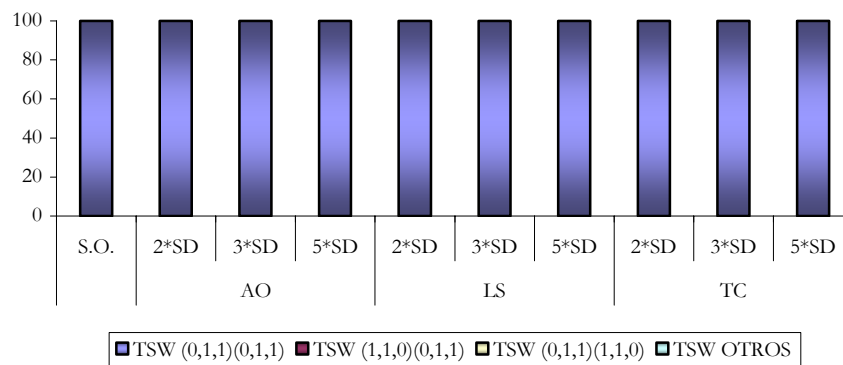
No obstante, hay que tener en cuenta la gran variabilidad en los estadísticos residuales, tanto la Q como los de normalidad para ambos programas.

Tabla 15.28. Modelos identificados.

% de series con		S. O.	AO			LS			TC		
			2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
TSW	(0,1,1)(0,1,1)	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
	(1,1,0)(0,1,1)	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	(0,1,1)(1,1,0)	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	OTROS	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
X12	(0,1,1)(0,1,1)	73	78	77	75	83	84	62	77	79	79
	(1,1,0)(0,1,1)	9	7	7	7	8	7	12	9	10	5
	(0,1,1)(1,1,0)	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	OTROS	18	15	16	18	9	9	26	14	11	16

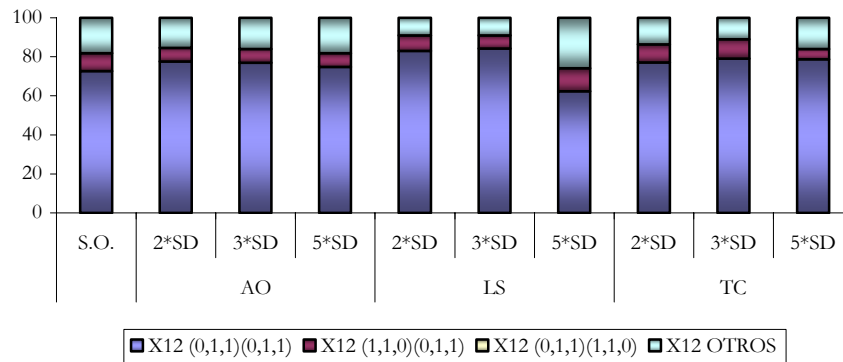
Fuente: elaboración propia.

Gráfico 15.37. Modelos identificados por TSW.



Fuente: elaboración propia.

Gráfico 15.38. Modelos identificados por X12.



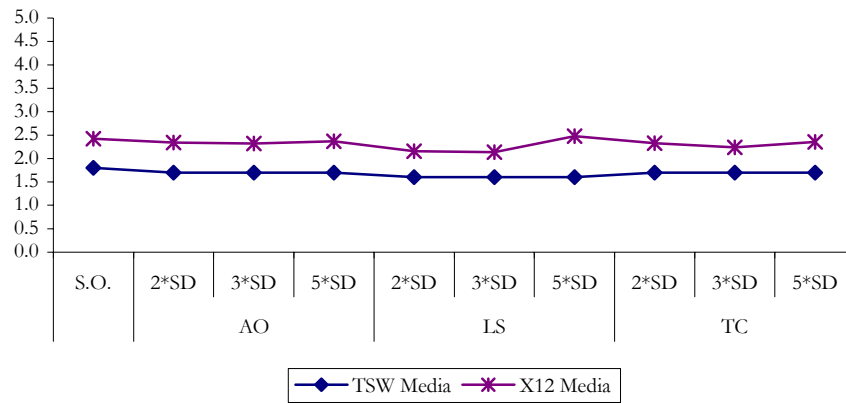
Fuente: elaboración propia.

Tabla 15.29. Número de parámetros ARMA por serie.

Número de parámetros ARMA por serie		S. O.	AO			LS			TC		
			2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
TSW	Media	1.8	1.7	1.7	1.7	1.6	1.6	1.6	1.7	1.7	1.7
	SD	0.4	0.4	0.4	0.4	0.5	0.5	0.5	0.4	0.4	0.5
	Máx.	2.0	2.0	2.0	2.0	2.0	2.0	2.0	2.0	2.0	2.0
	Mín.	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0
X12	Media	2.4	2.3	2.3	2.4	2.2	2.1	2.5	2.3	2.2	2.4
	SD	1.0	0.9	0.8	0.9	0.6	0.5	1.0	0.9	0.7	0.9
	Máx.	5.0	5.0	5.0	5.0	5.0	5.0	5.0	5.0	5.0	5.0
	Mín.	2.0	2.0	2.0	2.0	2.0	2.0	2.0	2.0	2.0	2.0

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 15.39. Número de parámetros ARMA por serie.



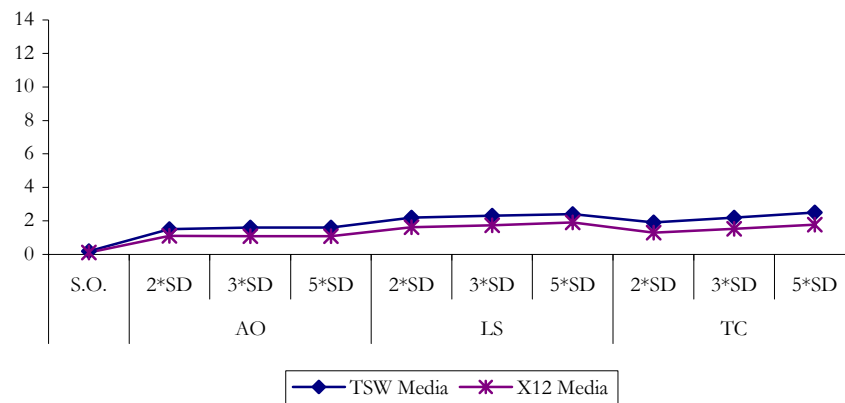
Fuente: elaboración propia.

Tabla 15.30. Número medio de outliers por serie.

Número de outliers por serie	S. O.	AO			LS			TC			
		2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	
TSW	Media	0.2	1.5	1.6	1.6	2.2	2.3	2.4	1.9	2.2	2.5
	SD	0.5	1.1	1.2	1.1	1.4	1.4	1.4	1.2	1.4	1.3
	Máx.	3.0	8.0	6.0	6.0	6.0	6.0	7.0	7.0	8.0	7.0
	Mín.	0.0	0.0	0.0	1.0	0.0	1.0	1.0	0.0	1.0	1.0
X12	Media	0.1	1.1	1.1	1.1	1.6	1.7	1.9	1.3	1.5	1.8
	SD	0.5	0.4	0.4	0.4	1.1	1.1	1.7	0.6	0.6	0.6
	Máx.	4.0	4.0	4.0	4.0	6.0	6.0	14.0	5.0	5.0	5.0
	Mín.	0.0	1.0	1.0	1.0	0.0	1.0	1.0	0.0	1.0	1.0

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 15.40. Número medio de outliers por serie.



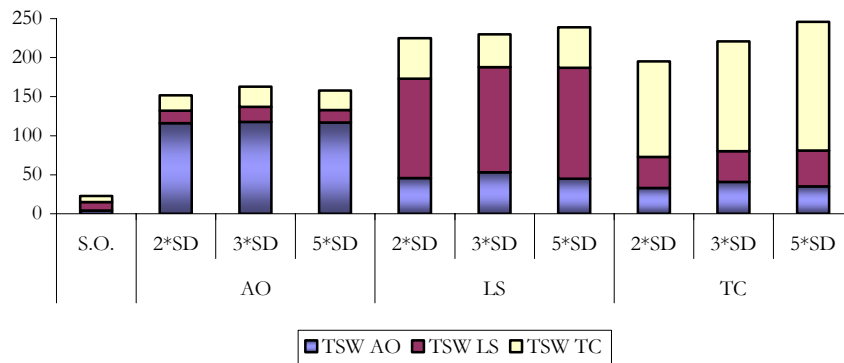
Fuente: elaboración propia.

Tabla 15.31. Número total de outliers por serie comparado.

Número de outliers	S. O.	AO			LS			TC			
		2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	
TSW	AO	4	116	118	117	46	53	45	33	41	35
	LS	11	16	19	16	127	135	142	40	39	46
	TC	8	20	26	25	52	42	52	122	141	165
	TOF	23	152	163	158	225	230	239	195	221	246
X12	AO	1	99	99	101	17	20	29	5	7	6
	LS	7	6	6	6	115	118	129	15	18	16
	TC	4	3	1	1	25	16	20	105	123	145
	TOF	12	108	106	108	157	154	178	125	148	167

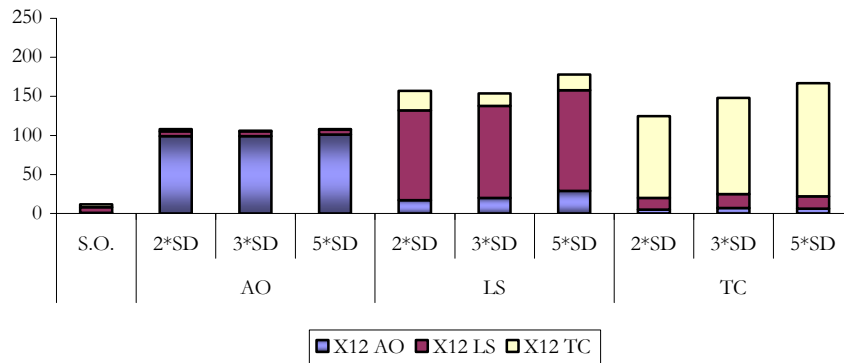
Fuente: elaboración propia.

Gráfico 15.41. Número total de outliers en TSW.



Fuente: elaboración propia.

Gráfico 15.42. Número total de outliers en X12.



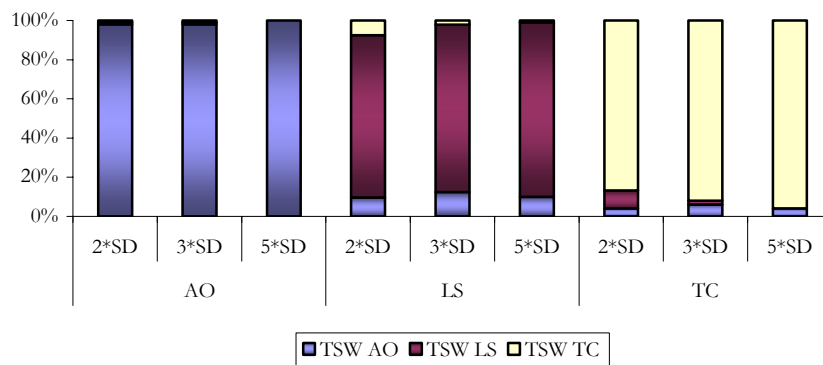
Fuente: elaboración propia.

Tabla 15.32. Identificación del outlier 04-1998.

% de series con	S. O.	AO			LS			TC			
		2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	
TSW	AO	0	97	97	100	9	12	10	4	6	4
	LS	0	1	1	0	78	83	89	9	2	0
	TC	0	1	1	0	7	2	1	85	92	96
	TOT	0	99	99	100	94	97	100	98	100	100
X12	AO	0	99	100	100	0	0	0	1	0	0
	LS	0	0	0	0	88	99	100	7	3	0
	TC	0	1	0	0	7	1	0	91	97	100
	TOT	0	100	100	100	95	100	100	99	100	100

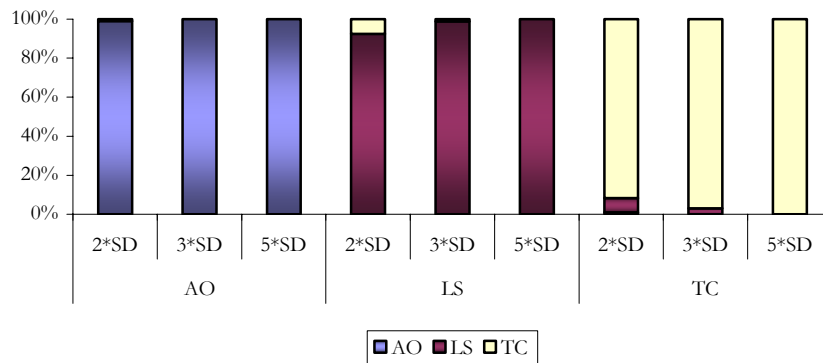
Fuente: elaboración propia.

Gráfico 15.43. Identificación del outlier 04-1998 por TSW.



Fuente: elaboración propia.

Gráfico 15.44. Identificación del outlier 04-1998 por X12.



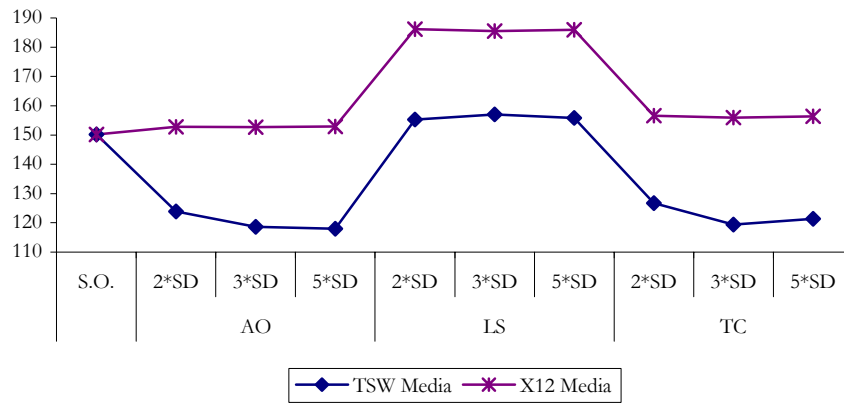
Fuente: elaboración propia.

Tabla 15.33. Evolución del estadístico BIC (I).

BIC	S. O.	AO			LS			TC			
		2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	
TSW	Media	150.1	123.8	118.6	118.0	155.3	157.0	155.8	126.7	119.4	121.4
	SD	31.5	91.3	96.8	96.5	119.5	123.1	129.2	88.6	99.9	97.8
	Máx.	181.3	211.3	235.5	185.3	268.0	299.0	346.3	185.5	188.7	210.9
	Mín.	-129.1	-221.9	-202.9	-204.3	-182.7	-187.0	-194.0	-179.0	-217.0	-170.9
X12	Media	150.1	152.8	152.7	152.9	186.2	185.5	186.0	156.6	156.0	156.4
	SD	11.2	10.9	10.9	10.8	15.8	16.1	16.1	11.0	11.3	11.6
	Máx.	172.2	175.0	175.0	175.0	221.3	220.4	220.4	178.3	178.2	181.6
	Mín.	116.0	122.1	122.1	122.1	144.8	144.8	143.0	129.4	129.4	129.4

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 15.45. Evolución del estadístico BIC (I).



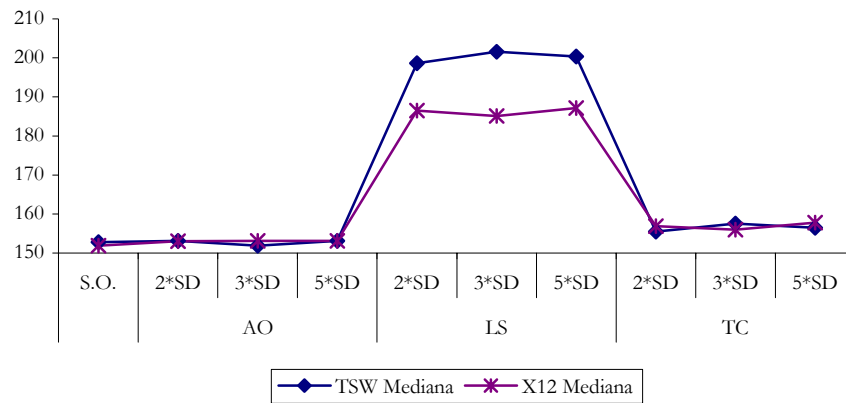
Fuente: elaboración propia.

Tabla 15.34. Evolución del estadístico BIC (II).

BIC		S. O.	AO			LS			TC		
			2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
TSW	Mediana	152.8	153.1	151.9	153.1	198.6	201.6	200.3	155.5	157.5	156.5
X12	Mediana	151.9	153.1	153.1	153.1	186.5	185.1	187.2	156.9	156.0	157.7

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 15.46. Evolución del estadístico BIC (II).



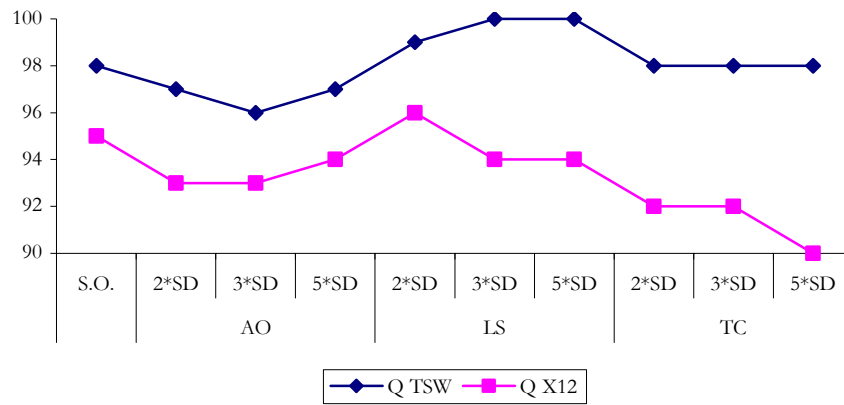
Fuente: elaboración propia.

Tabla 15.35. Evolución del estadístico Q.

%	de series que superan el test (1%)	S. O.	AO			LS			TC		
			2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
Q	TSW	98	97	96	97	99	100	100	98	98	98
	X12	95	93	93	94	96	94	94	92	92	90

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 15.47. Evolución del estadístico Q.



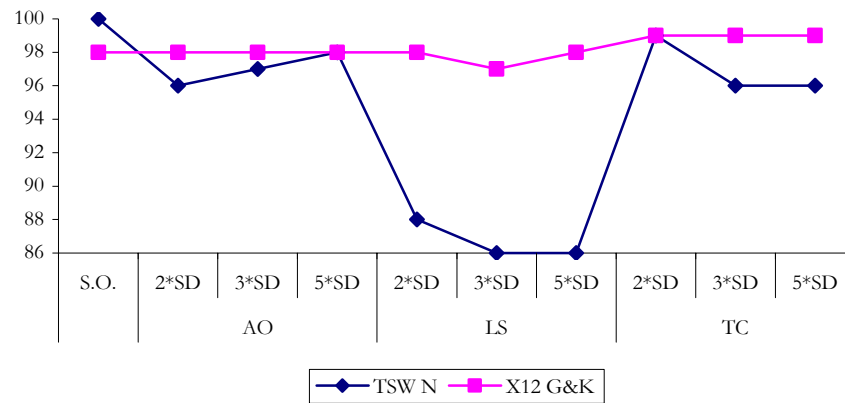
Fuente: elaboración propia.

Tabla 15.36. Evolución de los tests de normalidad.

% de series que superan el test (1%)	S. O.	AO			LS			TC			
		2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	
TSW	N	100	96	97	98	88	86	86	99	96	96
X12	G&K	98	98	98	98	98	97	98	99	99	99

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 15.48. Evolución de los tests de normalidad.



Fuente: elaboración propia.

Análisis 15.5. Modelo 2 con 120 observaciones.

En este análisis se consideran diez grupos de cien series lo que supone un total de mil series, de las cuales, mediante el programa TSW no se rechaza ninguna serie mientras que, con el X12 se rechazan un total de treinta series lo que supone un 3.0 por ciento, de las cuales, el ochenta por ciento (veinticuatro) corresponden a series en las que el outlier introducido en la observación abril de 1998 es del tipo cambio en nivel.

El modelo más representativo para el programa TSW es el “Modelo de Líneas Aéreas”, con un sesenta y dos por ciento de media, mientras que para el X12 supone el treinta y cinco por ciento de media, siendo el más representativo el “Modelo Otros” con un cuarenta por ciento.

Relacionado con la modelización, el número medio de parámetros ARMA por serie es siempre superior para X12 con una media de 2.9 frente al 2.1 del TSW y ello debido, en gran medida por el peso de los modelos representados por la denominación “Otros”.

El número medio de outliers por serie es superior para TSW con 2.8 frente a 1.5 que se obtiene con X12. Además, el número máximo de outliers identificados también es superior para TSW, con veintiuno frente a seis del X12.

Esto se corrobora con el número total de outliers que es muy superior para el caso del TSW llegando a duplicar los valores obtenidos por X12. Ello es debido a que en las series con intervención el programa TSW identifica más outliers que el 04-1998 y en una gran cuantía.

En cuanto a la identificación del outlier abril de 1998 ambas series se comportan de manera similar rondando el noventa y nueve por ciento de detección.

En cuanto a la evolución del criterio del BIC, el TSW muestra mejores resultados en todos los casos tanto si se tiene en cuenta la media como si se tiene en cuenta la mediana. No obstante, en el primer caso la figura es más irregular. Además, cuando se considera la mediana los valores se acercan mucho y, en una ocasión, el X12 es mejor.

En cuanto al test Q de autocorrelación residual, el porcentaje de series que lo superan con TSW es superior al de X12 con un noventa y nueve por ciento de media frente a noventa y siete por ciento.

Por último, en los tests de normalidad las series analizadas con TSW presentan un peor comportamiento que con X12 en todos los casos, excepto cuando el outlier introducido es del tipo cambio en nivel, en cuyo caso, presenta mejores resultados.

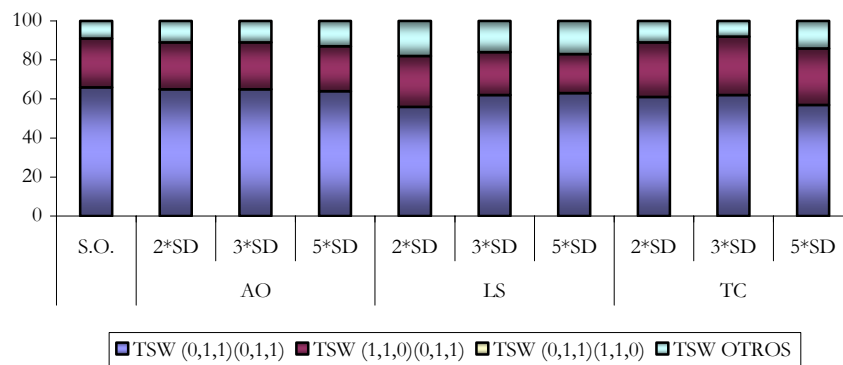
No obstante, hay que tener en cuenta la gran variabilidad en los estadísticos residuales, tanto la Q como los de normalidad para ambos programas.

Tabla 15.37. Modelos identificados.

% de series con		S. O.	AO			LS			TC		
			2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
TSW	(0,1,1)(0,1,1)	66	65	65	64	56	62	63	61	62	57
	(1,1,0)(0,1,1)	25	24	24	23	26	22	20	28	30	29
	(0,1,1)(1,1,0)	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	OTROS	9	11	11	13	18	16	17	11	8	14
X12	(0,1,1)(0,1,1)	34	34	35	34	41	43	19	37	36	35
	(1,1,0)(0,1,1)	12	18	17	16	10	11	14	10	11	9
	(0,1,1)(1,1,0)	12	10	11	13	10	8	16	16	15	14
	OTROS	42	38	37	37	39	38	51	37	38	42

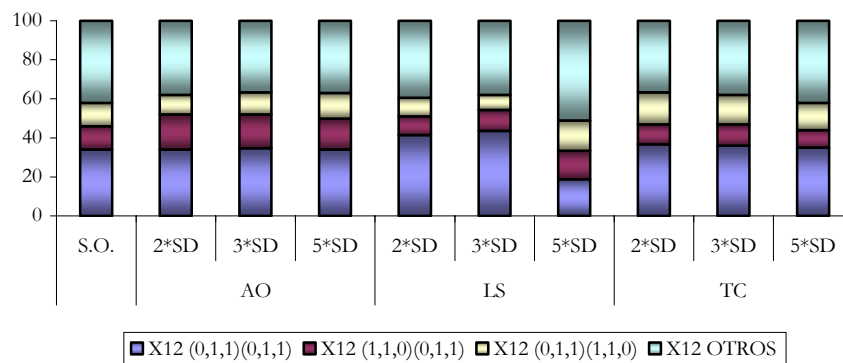
Fuente: elaboración propia.

Gráfico 15.49. Modelos identificados por TSW.



Fuente: elaboración propia.

Gráfico 15.50. Modelos identificados por X12.



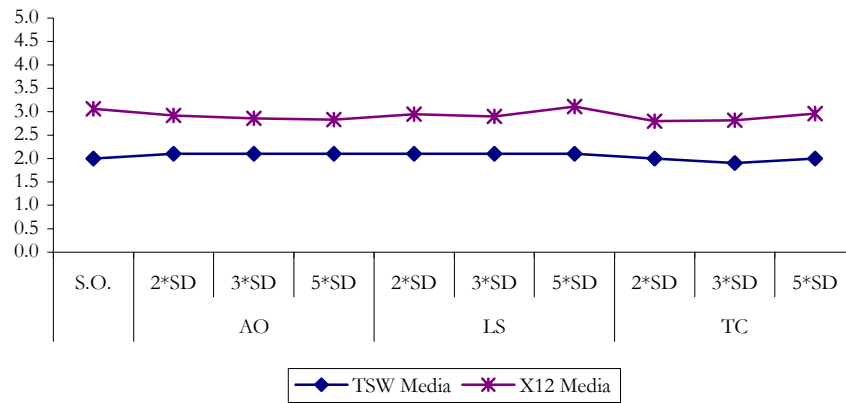
Fuente: elaboración propia.

Tabla 15.38. Número de parámetros ARMA por serie.

Número de parámetros ARMA por serie		S. O.	AO			LS			TC		
			2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
TSW	Media	2.0	2.1	2.1	2.1	2.1	2.1	2.1	2.0	1.9	2.0
	SD	0.3	0.6	0.5	0.6	0.5	0.7	0.8	0.5	0.3	0.5
	Máx.	4.0	5.0	5.0	5.0	4.0	5.0	5.0	5.0	3.0	5.0
	Mín.	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0
X12	Media	3.1	2.9	2.9	2.8	2.9	2.9	3.1	2.8	2.8	3.0
	SD	1.4	1.3	1.3	1.2	1.3	1.3	1.3	1.2	1.2	1.3
	Máx.	5.0	5.0	5.0	5.0	5.0	5.0	5.0	5.0	5.0	5.0
	Mín.	2.0	2.0	2.0	2.0	2.0	2.0	2.0	2.0	2.0	2.0

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 15.51. Número de parámetros ARMA por serie.



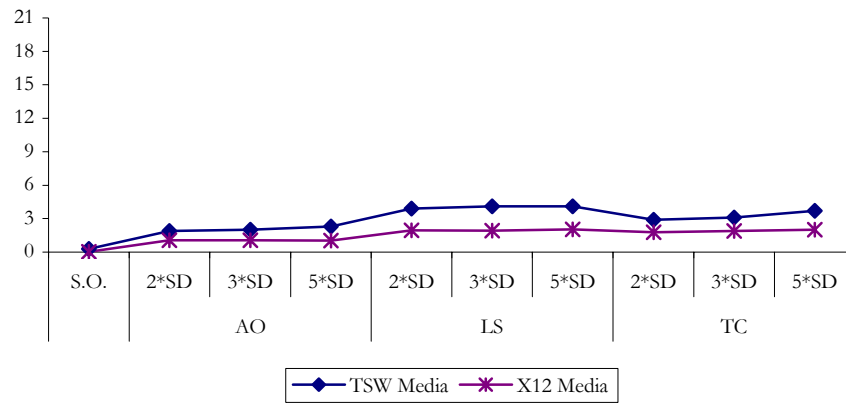
Fuente: elaboración propia.

Tabla 15.39. Número medio de outliers por serie.

Número de outliers por serie	S. O.	AO			LS			TC			
		2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	
TSW	Media	0.3	1.9	2.0	2.3	3.9	4.1	4.1	2.9	3.1	3.7
	SD	0.6	2.3	2.3	2.8	2.7	3.3	3.4	2.5	2.5	3.5
	Máx.	3.0	12.0	12.0	14.0	14.0	17.0	21.0	15.0	13.0	18.0
	Mín.	0.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0
X12	Media	0.0	1.1	1.1	1.0	1.9	1.9	2.0	1.8	1.9	2.0
	SD	0.2	0.3	0.3	0.2	1.1	1.0	1.1	0.5	0.5	0.3
	Máx.	1.0	3.0	3.0	2.0	6.0	6.0	6.0	3.0	3.0	3.0
	Mín.	0.0	1.0	1.0	1.0	0.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 15.52. Número medio de outliers por serie.



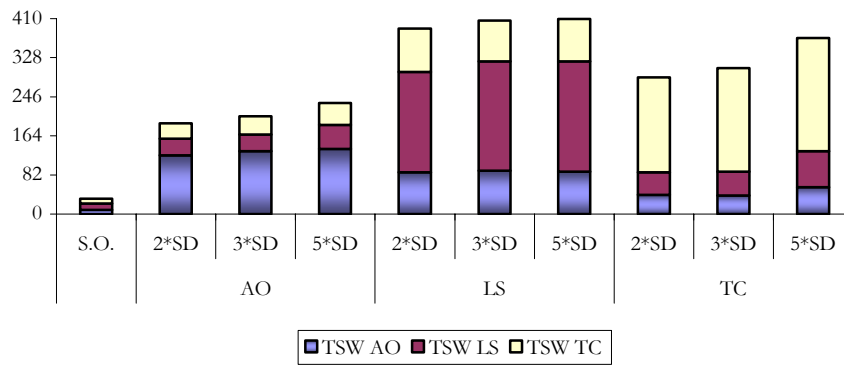
Fuente: elaboración propia.

Tabla 15.40. Número total de outliers por serie comparado.

Número de outliers	S. O.	AO			LS			TC			
		2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	
TSW	AO	9	123	132	137	88	91	89	40	39	56
	LS	13	35	35	50	210	229	231	48	50	76
	TC	10	32	38	46	91	86	89	199	217	237
	TOI	32	190	205	233	389	406	409	287	306	369
X12	AO	2	101	101	101	35	33	35	3	4	7
	LS	0	3	3	2	119	119	119	13	10	5
	TC	2	1	1	0	29	25	29	159	176	189
	TOI	4	105	105	103	183	177	183	175	190	201

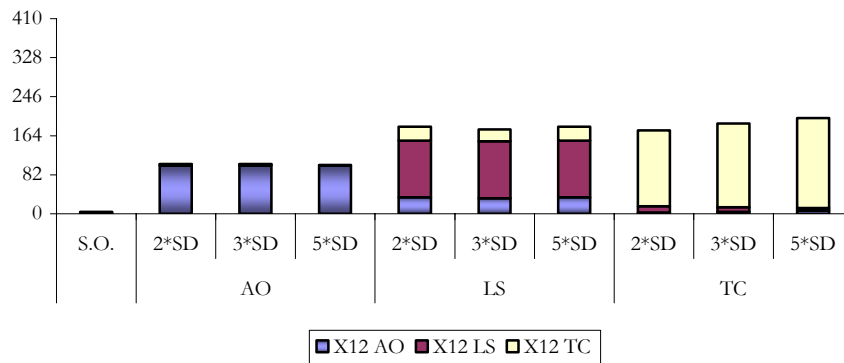
Fuente: elaboración propia.

Gráfico 15.53. Número total de outliers en TSW.



Fuente: elaboración propia.

Gráfico 15.54. Número total de outliers en X12.



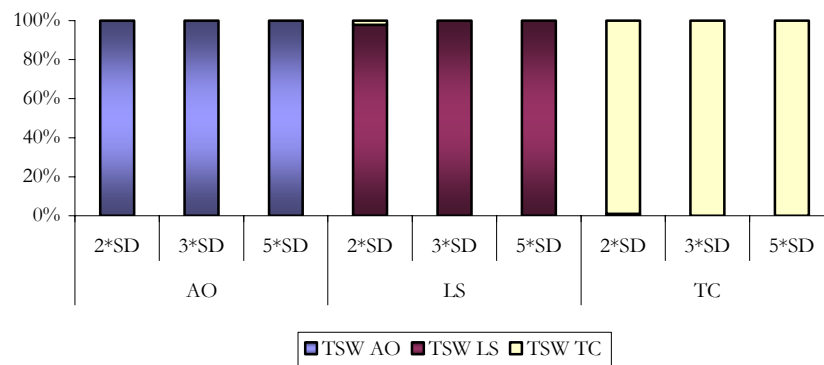
Fuente: elaboración propia.

Tabla 15.41. Identificación del outlier 04-1998.

% de series con		S. O.	AO			LS			TC		
			2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
TSW	AO	0	100	99	100	0	0	0	0	0	0
	LS	0	0	0	0	95	100	100	1	0	0
	TC	0	0	0	0	2	0	0	99	100	100
	TOT	0	100	99	100	97	100	100	100	100	100
X12	AO	0	100	100	100	0	0	0	0	0	0
	LS	0	0	0	0	95	100	100	1	0	0
	TC	0	0	0	0	2	0	0	99	100	100
	TOT	0	100	100	100	97	100	100	100	100	100

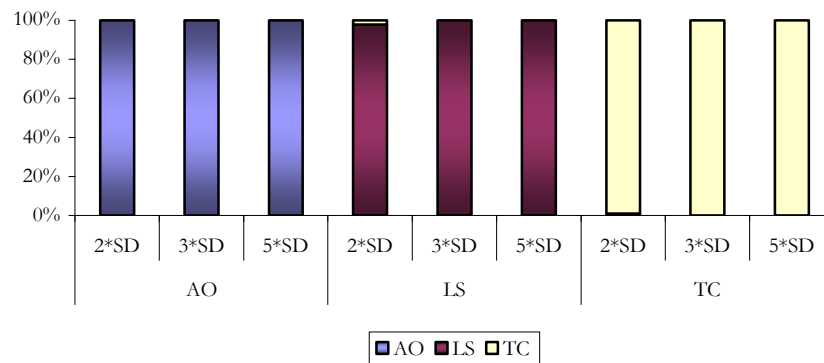
Fuente: elaboración propia.

Gráfico 15.55. Identificación del outlier 04-1998 por TSW.



Fuente: elaboración propia.

Gráfico 15.56. Identificación del outlier 04-1998 por X12.



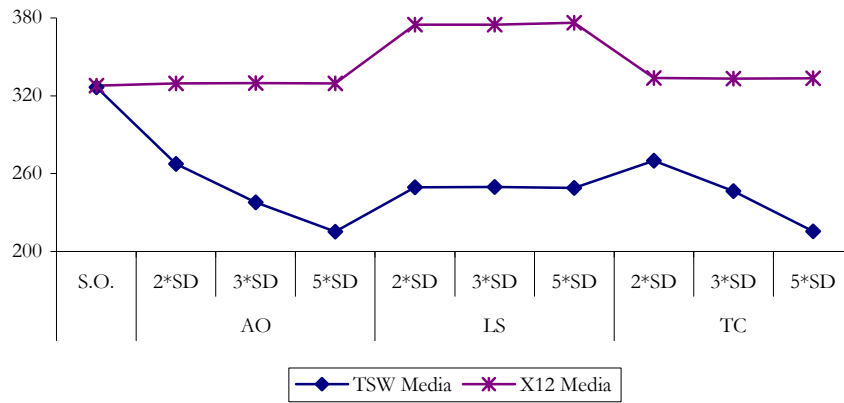
Fuente: elaboración propia.

Tabla 15.42. Evolución del estadístico BIC (I).

BIC	S. O.	AO			LS			TC			
		2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	
TSW	Media	326.6	267.4	238.0	215.2	249.6	249.6	249.0	270.0	246.6	215.6
	SD	18.8	206.4	234.9	261.6	287.1	290.4	291.3	204.9	237.3	266.2
	Máx.	375.1	378.5	378.5	378.5	430.3	427.1	444.5	383.6	383.6	383.6
	Mín.	281.1	-459.7	-455.0	-483.9	-507.3	-536.0	-550.3	-437.4	-464.3	-474.8
X12	Media	327.8	329.6	329.7	329.6	374.9	374.9	376.4	333.7	333.3	333.4
	SD	15.9	16.1	16.0	15.7	22.2	21.3	21.3	16.1	16.5	16.3
	Máx.	374.2	370.8	370.8	370.8	426.6	426.6	426.6	375.9	375.9	375.9
	Mín.	288.1	292.7	292.7	292.7	322.1	323.5	323.5	295.6	295.6	295.6

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 15.57. Evolución del estadístico BIC (I).



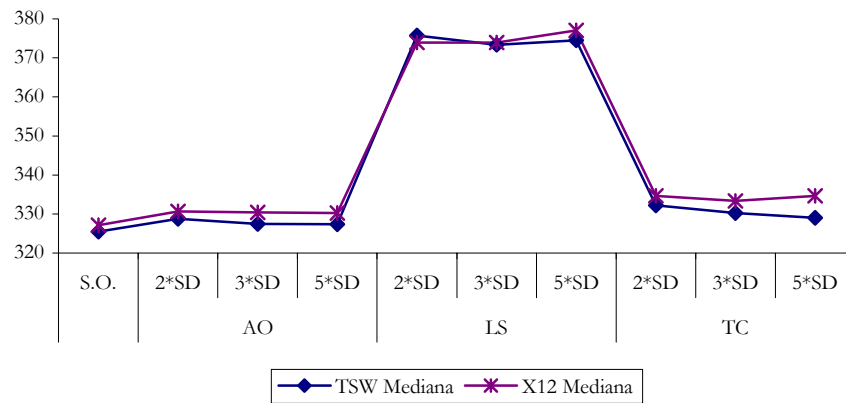
Fuente: elaboración propia.

Tabla 15.43. Evolución del estadístico BIC (II).

BIC		S. O.	AO			LS			TC		
			2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
TSW	Mediana	325.5	328.7	327.4	327.4	375.7	373.4	374.5	332.2	330.2	329.0
X12	Mediana	327.1	330.6	330.4	330.2	373.9	373.9	377.1	334.6	333.3	334.7

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 15.58. Evolución del estadístico BIC (II).



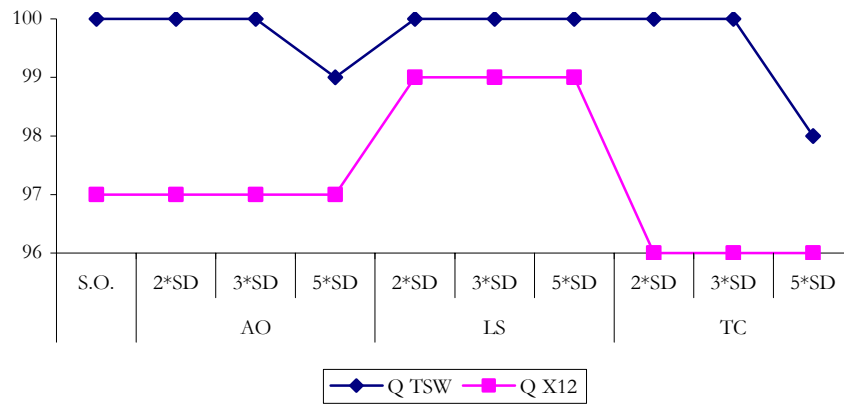
Fuente: elaboración propia.

Tabla 15.44. Evolución del estadístico Q.

%	de series que superan el test (1%)	S. O.	AO			LS			TC		
			2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
Q	TSW	100	100	100	99	100	100	100	100	100	98
	X12	97	97	97	97	99	99	99	96	96	96

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 15.59. Evolución del estadístico Q.



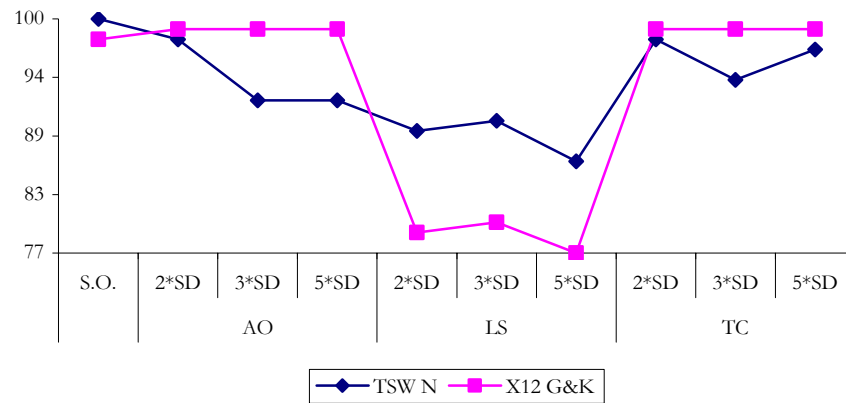
Fuente: elaboración propia.

Tabla 15.45. Evolución de los tests de normalidad.

% de series que superan el test (1%)	S. O.	AO			LS			TC			
		2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	
TSW	N	100	98	92	92	89	90	86	98	94	97
X12	G&K	98	99	99	99	79	80	77	99	99	99

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 15.60. Evolución de los tests de normalidad.



Fuente: elaboración propia.

Análisis 15.6. Modelo 2 con 300 observaciones.

En este análisis se consideran diez grupos de cien series lo que supone un total de mil series, de las cuales, mediante el programa TSW no se rechaza ninguna serie mientras que, con el X12 se rechazan un total de cuarenta y una series lo que supone un 4.1 por ciento, de las cuales, más de la mitad (veintiuna) corresponden a series en las que el outlier introducido en la observación abril de 1998 es del tipo cambio temporal.

El modelo más representativo para el programa TSW es el llamado en este trabajo “Modelo 2”, con un sesenta por ciento de media, mientras que para el X12, el más representativo es el “Modelo Otros” con un cuarenta y ocho por ciento.

Relacionado con la modelización, el número medio de parámetros ARMA por serie es siempre superior para X12 con una media de 3.1 frente al 2.2 del TSW y ello debido, en gran medida, al peso de los modelos representados por la denominación “Otros”.

El número medio de outliers por serie es superior para TSW con 3.0 frente a 1.8 que se obtiene con X12. Además, el número máximo de outliers identificados también es superior para TSW, con treinta frente a siete del X12.

Esto se corrobora con el número total de outliers que es muy superior para el caso del TSW llegando casi a duplicar los valores obtenidos por X12. Ello es debido a que en las series con intervención el programa TSW identifica más outliers que el 04-1998 y en una gran cuantía.

En cuanto a la identificación del outlier abril de 1998 ambas series se comportan de manera similar, ya que, la totalidad de las series en ambos casos lo detectan.

En cuanto a la evolución del criterio del BIC, el TSW muestra mejores resultados en todos los casos tanto si se tiene en cuenta la media como si se tiene en cuenta la mediana. No obstante, en el primer caso la figura es más irregular. Además, cuando se considera la mediana los valores se acercan mucho a los proporcionados por X12.

En cuanto al test Q de autocorrelación residual, el porcentaje de series que lo superan con TSW es ligeramente superior al de X12 con un noventa y ocho por ciento de media frente a un noventa y siete por ciento.

Por último, en los tests de normalidad las series analizadas con TSW presentan un peor comportamiento que con X12 en todos los casos, excepto cuando el outlier introducido es del tipo cambio en nivel.

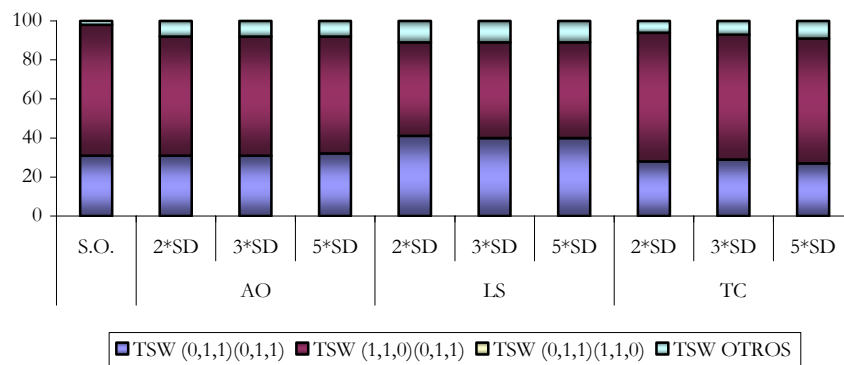
No obstante, hay que tener en cuenta la gran variabilidad en los estadísticos residuales, tanto la Q como los de normalidad para ambos programas.

Tabla 15.46. Modelos identificados.

% de series con		S. O.	AO			LS			TC		
			2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
TSW	(0,1,1)(0,1,1)	31	31	31	32	41	40	40	28	29	27
	(1,1,0)(0,1,1)	67	61	61	60	48	49	49	66	64	64
	(0,1,1)(1,1,0)	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	OTROS	2	8	8	8	11	11	11	6	7	9
X12	(0,1,1)(0,1,1)	24	26	29	31	29	23	20	24	29	29
	(1,1,0)(0,1,1)	14	14	12	13	9	9	11	7	9	7
	(0,1,1)(1,1,0)	11	10	10	10	22	25	28	14	11	13
	OTROS	51	50	49	46	40	43	41	55	51	51

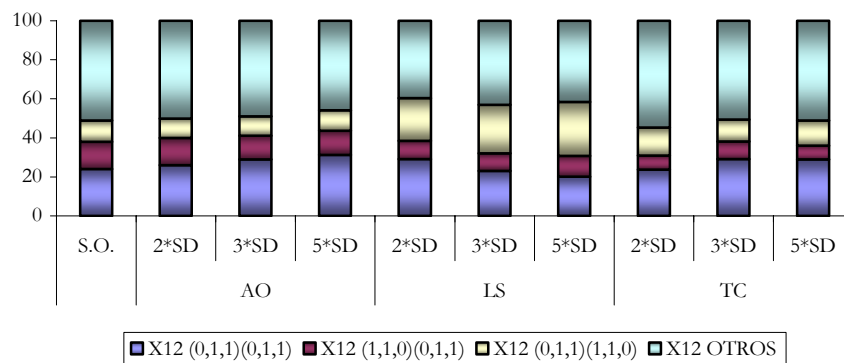
Fuente: elaboración propia.

Gráfico 15.61. Modelos identificados por TSW.



Fuente: elaboración propia.

Gráfico 15.62. Modelos identificados por X12.



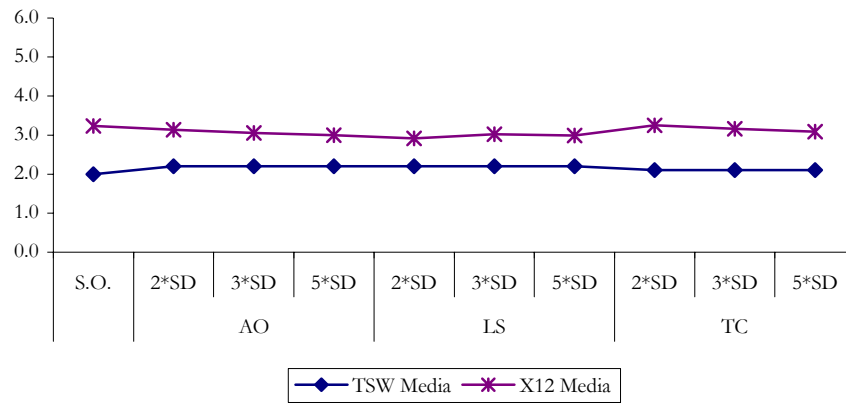
Fuente: elaboración propia.

Tabla 15.47. Número de parámetros ARMA por serie.

Número de parámetros ARMA por serie		S. O.	AO			LS			TC		
			2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
TSW	Media	2.0	2.2	2.2	2.2	2.2	2.2	2.2	2.1	2.1	2.1
	SD	0.1	0.8	0.7	0.7	0.7	0.7	0.8	0.6	0.4	0.5
	Máx.	3.0	6.0	6.0	6.0	6.0	6.0	6.0	6.0	5.0	5.0
	Mín.	2.0	2.0	2.0	2.0	1.0	1.0	1.0	2.0	2.0	2.0
X12	Media	3.2	3.1	3.1	3.0	2.9	3.0	3.0	3.2	3.2	3.1
	SD	1.4	1.3	1.3	1.3	1.3	1.3	1.3	1.3	1.3	1.3
	Máx.	5.0	5.0	5.0	5.0	5.0	5.0	5.0	5.0	5.0	5.0
	Mín.	2.0	2.0	2.0	2.0	2.0	2.0	2.0	2.0	2.0	2.0

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 15.63. Número de parámetros ARMA por serie.



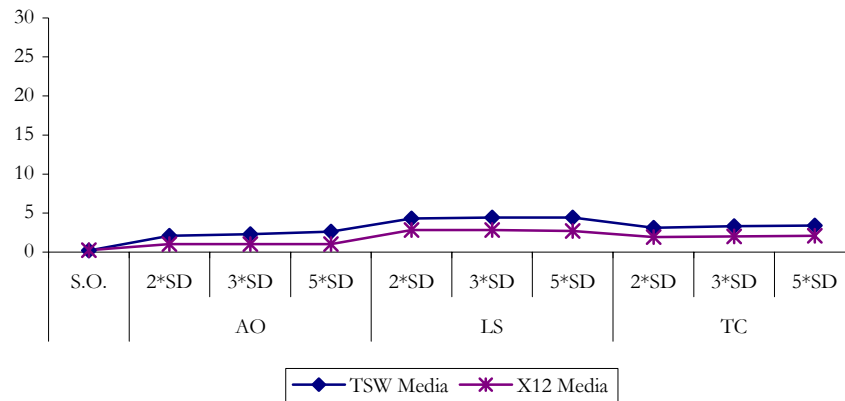
Fuente: elaboración propia.

Tabla 15.48. Número medio de outliers por serie.

Número de outliers por serie	S. O.	AO			LS			TC			
		2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	
TSW	Media	0.2	2.1	2.3	2.6	4.3	4.4	4.4	3.1	3.3	3.4
	SD	0.5	3.8	4.2	5.1	4.0	4.6	4.5	4.1	4.5	4.3
	Máx.	2.0	23.0	23.0	30.0	23.0	30.0	30.0	25.0	29.0	23.0
	Mín.	0.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	2.0
X12	Media	0.2	1.0	1.0	1.0	2.8	2.8	2.7	1.9	2.0	2.1
	SD	0.7	0.2	0.2	0.2	1.4	1.3	1.3	0.3	0.3	0.5
	Máx.	4.0	2.0	2.0	2.0	7.0	7.0	7.0	3.0	3.0	6.0
	Mín.	0.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 15.64. Número medio de outliers por serie.



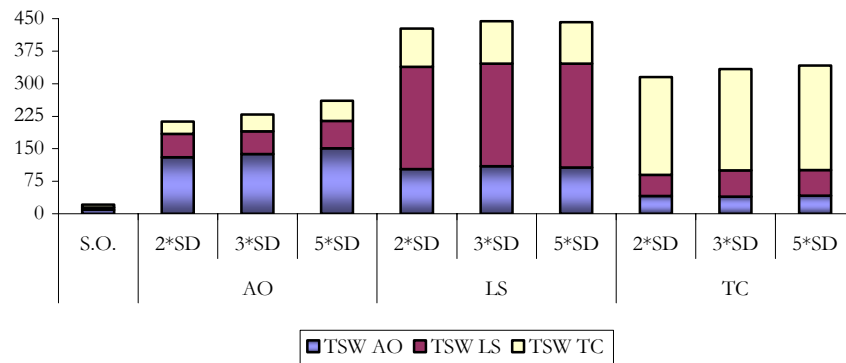
Fuente: elaboración propia.

Tabla 15.49. Número total de outliers por serie comparado.

Número de outliers	S. O.	AO			LS			TC			
		2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	
TSW	AO	9	130	138	151	103	110	107	41	40	42
	LS	6	54	52	63	236	236	239	49	60	59
	TC	6	29	39	47	88	98	96	225	234	241
	TOT	21	213	229	261	427	444	442	315	334	342
X12	AO	17	98	100	97	52	49	45	4	2	6
	LS	6	2	2	2	169	175	162	5	5	3
	TC	0	0	0	0	51	53	47	179	170	184
	TOT	23	100	102	99	272	277	254	188	177	193

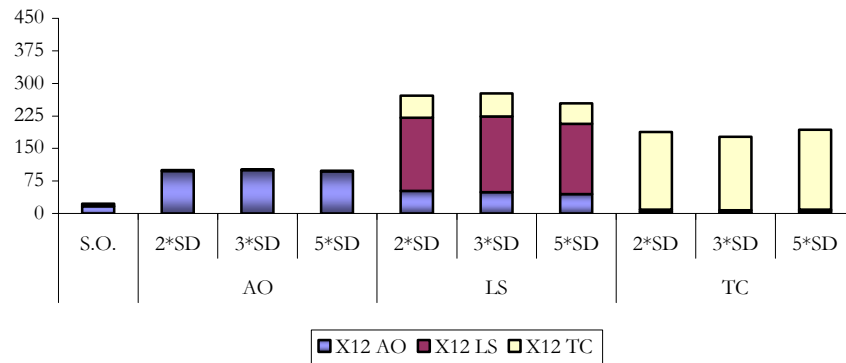
Fuente: elaboración propia.

Gráfico 15.65. Número total de outliers en TSW.



Fuente: elaboración propia.

Gráfico 15.66. Número total de outliers en X12.



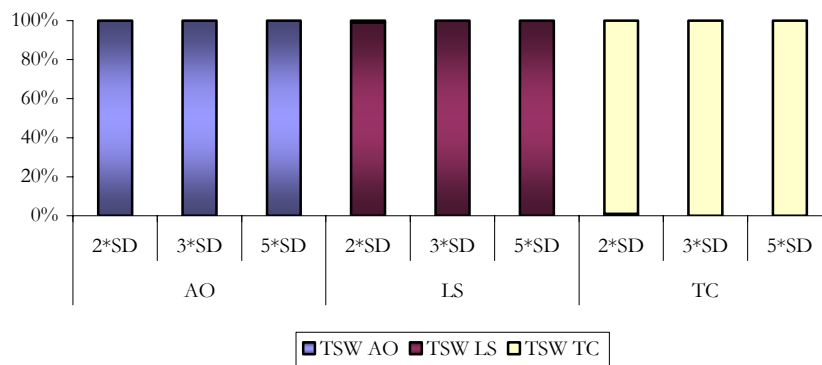
Fuente: elaboración propia.

Tabla 15.50. Identificación del outlier 04-1998.

% de series con	S. O.	AO			LS			TC			
		2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	
TSW	AO	0	100	100	100	0	0	0	1	0	0
	LS	0	0	0	0	99	100	100	0	0	0
	TC	0	0	0	0	1	0	0	99	100	100
	TOT	0	100	100	100	100	100	100	100	100	100
X12	AO	0	100	100	100	0	0	0	1	0	0
	LS	0	0	0	0	99	100	100	0	0	0
	TC	0	0	0	0	1	0	0	99	100	100
	TOT	0	100	100	100	100	100	100	100	100	100

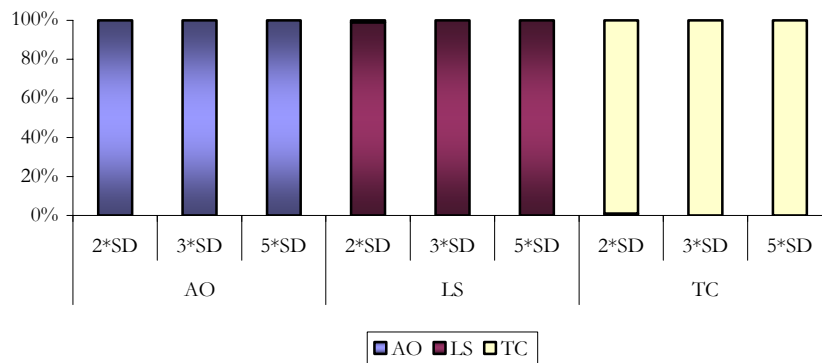
Fuente: elaboración propia.

Gráfico 15.67. Identificación del outlier 04-1998 por TSW.



Fuente: elaboración propia.

Gráfico 15.68. Identificación del outlier 04-1998 por X12.



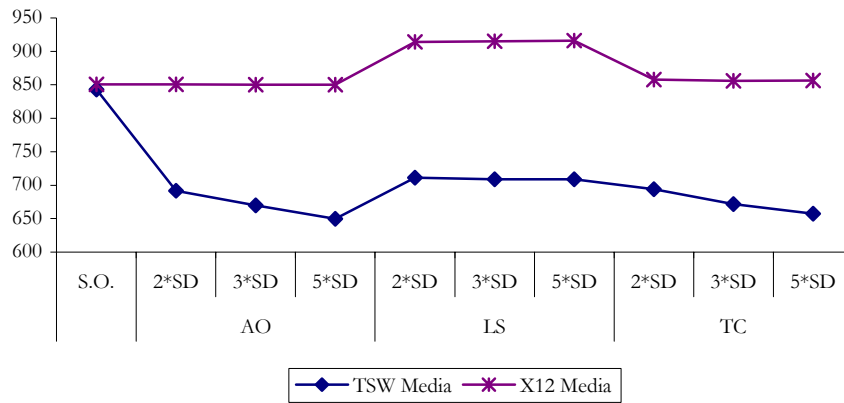
Fuente: elaboración propia.

Tabla 15.51. Evolución del estadístico BIC (I).

BIC		S. O.	AO			LS			TC		
			2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
TSW	Media	843.1	691.6	669.9	649.5	711.3	709.0	708.8	694.2	671.7	657.1
	SD	24.4	579.4	614.1	642.8	651.9	658.9	658.5	586.2	623.9	633.5
	Máx.	896.1	900.8	900.8	900.8	1016.7	1016.7	1016.7	906.7	906.7	906.7
	Mín.	782.5	-1633.0	-1633.0	-1633.0	-1633.3	-1633.3	-1633.2	-1697.6	-1687.6	-1650.0
X12	Media	850.6	850.7	850.3	850.1	914.0	915.1	916.3	857.7	855.9	856.5
	SD	26.6	23.6	24.3	24.2	31.0	30.8	31.8	23.1	23.7	23.9
	Máx.	926.5	898.5	898.5	898.5	1004.3	1004.3	1004.3	902.6	902.6	904.4
	Mín.	785.3	789.5	789.5	789.5	824.4	841.9	841.9	795.1	795.1	795.1

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 15.69. Evolución del estadístico BIC (I).



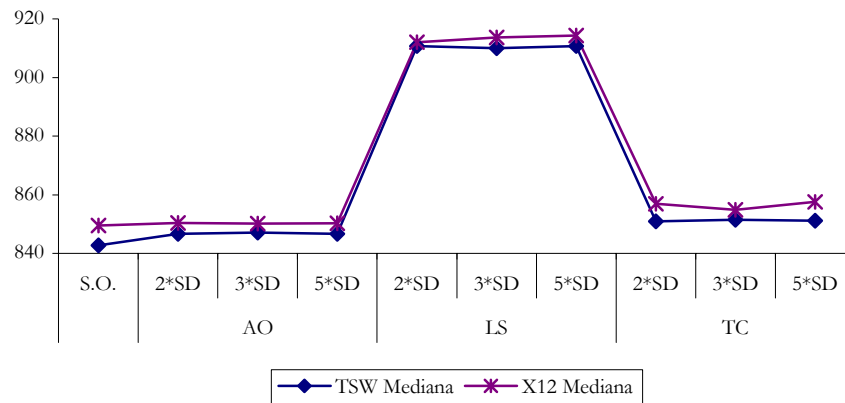
Fuente: elaboración propia.

Tabla 15.52. Evolución del estadístico BIC (II).

BIC		S. O.	AO			LS			TC		
			2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
TSW	Mediana	842.7	846.7	847.1	846.7	910.8	910.0	910.8	850.9	851.4	851.2
X12	Mediana	849.5	850.3	850.1	850.2	912.0	913.7	914.3	856.9	854.9	857.5

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 15.70. Evolución del estadístico BIC (II).



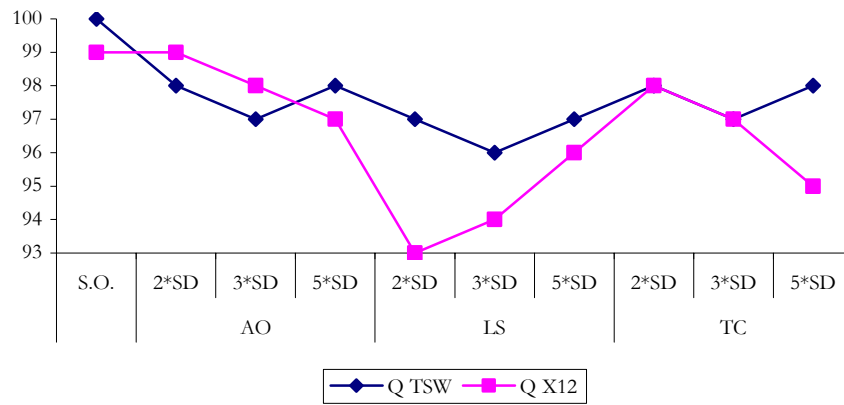
Fuente: elaboración propia.

Tabla 15.53. Evolución del estadístico Q.

%	de series que superan el test (1%)	S. O.	AO			LS			TC		
			2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
Q	TSW	100	98	97	98	97	96	97	98	97	98
	X12	99	99	98	97	93	94	96	98	97	95

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 15.71. Evolución del estadístico Q.



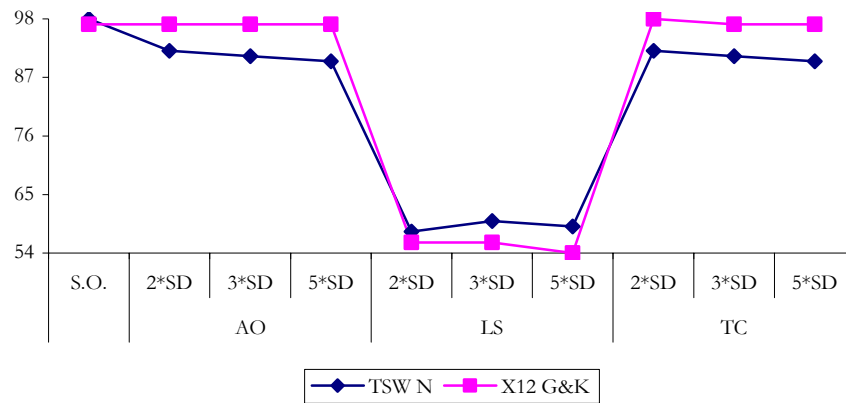
Fuente: elaboración propia.

Tabla 15.54. Evolución de los tests de normalidad.

% de series que superan el test (1%)	S. O.	AO			LS			TC			
		2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	
TSW	N	98	92	91	90	58	60	59	92	91	90
X12	G&K	97	97	97	97	56	56	54	98	97	97

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 15.72. Evolución de los tests de normalidad.



Fuente: elaboración propia.

Análisis 15.7. Modelo 3 con 60 observaciones.

En este análisis se consideran diez grupos de cien series lo que supone un total de mil series, de las cuales, mediante el programa TSW no se rechaza ninguna serie mientras que, con el X12 se rechazan un total de treinta series lo que supone un 3.0 por ciento, de las cuales, más de la mitad (diecisiete) corresponden a series en las que el outlier introducido en la observación abril de 1998 es del tipo cambio en nivel.

El modelo más representativo para ambos programas es el “Modelo de Líneas Aéreas”, con la totalidad de las series para TSW, mientras que para el X12, llega a un sesenta por ciento de media.

Relacionado con la modelización, el número medio de parámetros ARMA por serie es siempre superior para X12 con una media de 2.5 frente al 1.8 del TSW y ello debido, en gran medida, al peso de los modelos representados por la denominación “Otros” con un treinta por ciento de media.

El número medio de outliers por serie es ligeramente superior para TSW con 2.0 frente a 1.7 que se obtiene con X12. Por contra, el número máximo de outliers identificados es superior para X12, con ocho frente a siete del TSW. De hecho, cuando la intervención es del tipo cambio en nivel, X12 presenta medias superiores a las ofrecidas por TSW.

Esto se corrobora con el número total de outliers que es muy similar para ambos programas por lo que, de no producirse el rechazo de series “malas”, en este caso la tendencia observada en los casos anteriores podría haberse invertido.

En cuanto a la identificación del outlier abril de 1998 el programa X12 se comporta mejor puesto que lo identifica prácticamente en la totalidad de las series mientras que el TSW se queda en una media del noventa y cinco por ciento. La diferencia se observa en los casos en que la intervención es del tipo aditivo.

En cuanto a la evolución del criterio del BIC, si se tiene en cuenta la media, el TSW muestra mejores resultados en todos los casos. Por el contrario, si se tiene en cuenta la mediana, el X12 presenta mejores resultados en casi todos los casos. Además, la figura del TSW pasa a ser más regular que en el caso de la mediana.

En cuanto al test Q de autocorrelación residual, el porcentaje de series que lo superan con TSW es muy superior al de X12 con un noventa y ocho por ciento de media frente a un ochenta y nueve por ciento.

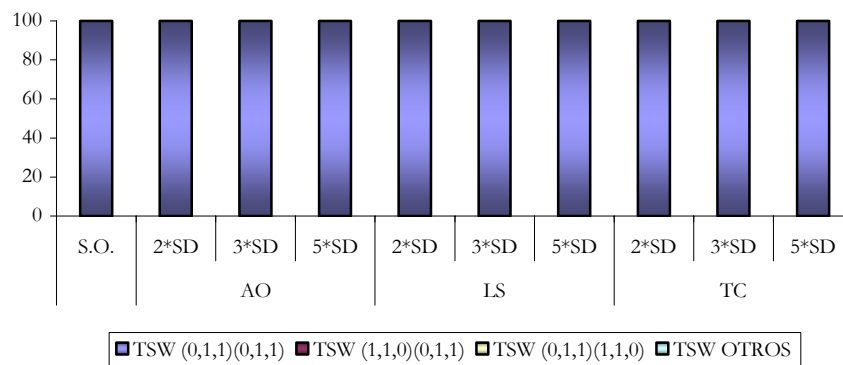
Por último, en los tests de normalidad las series analizadas con TSW presentan un comportamiento similar al de X12, con un noventa y tres por ciento de media. De nuevo, hay que tener en cuenta la gran variabilidad en todos los estadísticos residuales.

Tabla 15.55. Modelos identificados.

% de series con		S. O.	AO			LS			TC		
			2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
TSW	(0,1,1)(0,1,1)	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
	(1,1,0)(0,1,1)	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	(0,1,1)(1,1,0)	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	OTROS	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
X12	(0,1,1)(0,1,1)	58	58	58	59	77	71	48	59	54	57
	(1,1,0)(0,1,1)	14	13	14	14	7	10	17	12	13	13
	(0,1,1)(1,1,0)	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	OTROS	28	29	28	27	16	19	35	29	33	30

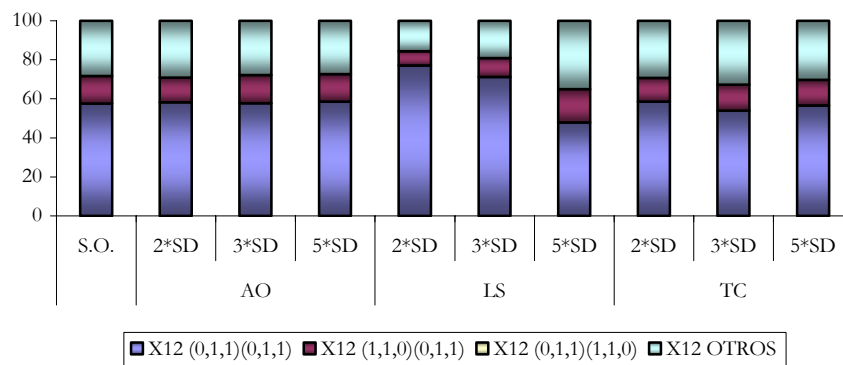
Fuente: elaboración propia.

Gráfico 15.73. Modelos identificados por TSW.



Fuente: elaboración propia.

Gráfico 15.74. Modelos identificados por X12.



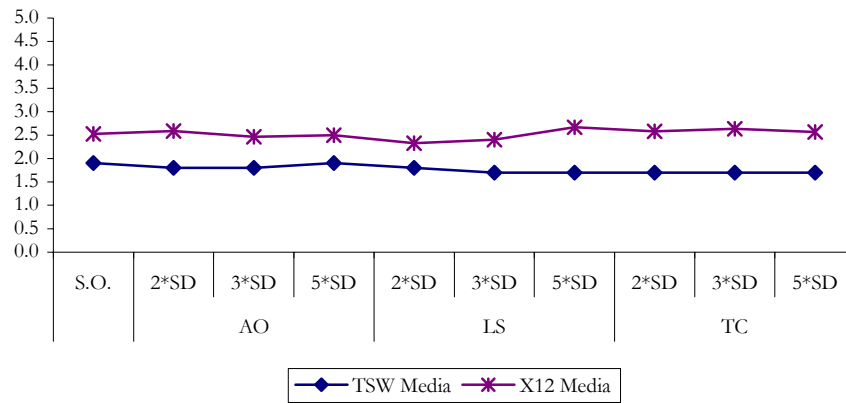
Fuente: elaboración propia.

Tabla 15.56. Número de parámetros ARMA por serie.

Número de parámetros ARMA por serie		S. O.	AO			LS			TC		
			2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
TSW	Media	1.9	1.8	1.8	1.9	1.8	1.7	1.7	1.7	1.7	1.7
	SD	0.3	0.4	0.4	0.3	0.4	0.5	0.5	0.4	0.5	0.4
	Máx.	2.0	2.0	2.0	2.0	2.0	2.0	2.0	2.0	2.0	2.0
	Mín.	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0
X12	Media	2.5	2.6	2.5	2.5	2.3	2.4	2.7	2.6	2.6	2.6
	SD	1.0	1.1	0.9	1.0	0.9	0.9	1.1	1.1	1.1	1.0
	Máx.	5.0	5.0	5.0	5.0	5.0	5.0	5.0	5.0	5.0	5.0
	Mín.	2.0	2.0	2.0	2.0	2.0	2.0	2.0	2.0	2.0	2.0

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 15.75. Número de parámetros ARMA por serie.



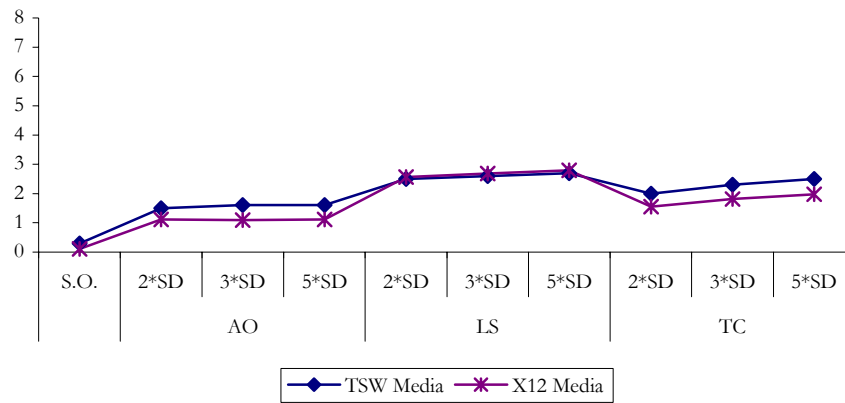
Fuente: elaboración propia.

Tabla 15.57. Número medio de outliers por serie.

Número de outliers por serie	S. O.	AO			LS			TC			
		2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	
TSW	Media	0.3	1.5	1.6	1.6	2.5	2.6	2.7	2.0	2.3	2.5
	SD	0.7	1.0	1.1	1.1	1.3	1.3	1.2	1.0	1.1	1.1
	Máx.	3.0	5.0	5.0	6.0	7.0	5.0	6.0	5.0	7.0	6.0
	Mín.	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	1.0	0.0	1.0	1.0
X12	Media	0.1	1.1	1.1	1.1	2.6	2.7	2.8	1.5	1.8	2.0
	SD	0.3	0.4	0.3	0.3	1.5	1.5	1.6	0.7	0.6	0.6
	Máx.	1.0	3.0	2.0	3.0	8.0	8.0	8.0	5.0	4.0	4.0
	Mín.	0.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 15.76. Número medio de outliers por serie.



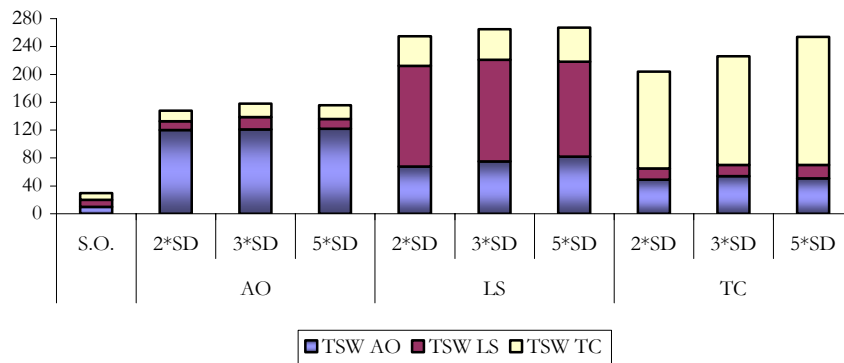
Fuente: elaboración propia.

Tabla 15.58. Número total de outliers por serie comparado.

Número de outliers	S. O.	AO			LS			TC			
		2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	
TSW	AO	10	120	121	122	68	75	82	49	54	51
	LS	10	13	18	14	144	146	136	16	16	19
	TC	10	15	19	20	43	44	49	139	156	184
	TOT	30	148	158	156	255	265	267	204	226	254
X12	AO	6	101	101	104	61	67	68	5	7	7
	LS	3	3	2	3	150	145	147	10	9	8
	TC	2	3	3	3	35	40	45	138	162	181
	TOT	11	107	106	110	246	252	260	153	178	196

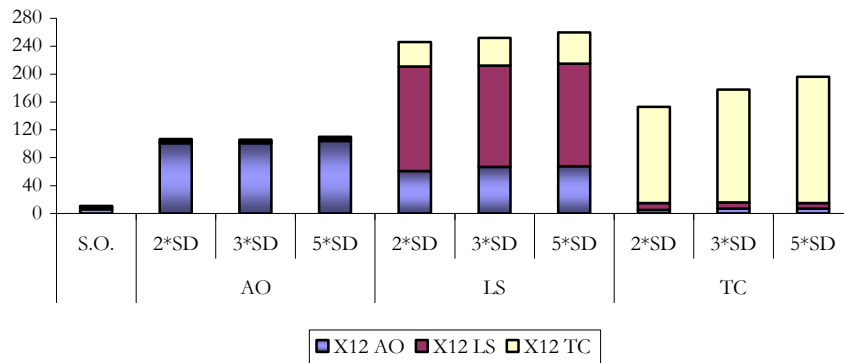
Fuente: elaboración propia.

Gráfico 15.77. Número total de outliers en TSW.



Fuente: elaboración propia.

Gráfico 15.78. Número total de outliers en X12.



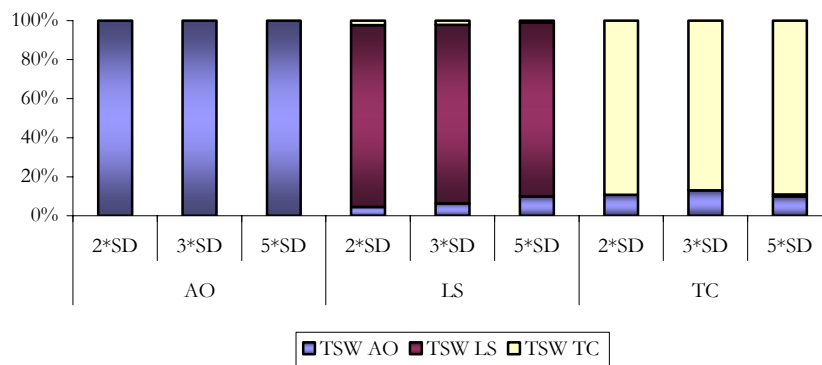
Fuente: elaboración propia.

Tabla 15.59. Identificación del outlier 04-1998.

% de series con	S. O.	AO			LS			TC			
		2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	
TSW	AO	0	92	95	95	4	6	10	10	13	10
	LS	0	0	0	0	80	86	89	0	0	1
	TC	0	0	0	0	2	2	1	82	86	89
	TOT	0	92	95	95	86	94	100	92	99	100
X12	AO	0	100	100	100	0	0	0	0	0	0
	LS	0	0	0	0	98	100	100	0	0	0
	TC	0	0	0	0	0	0	0	100	100	100
	TOT	0	100	100	100	98	100	100	100	100	100

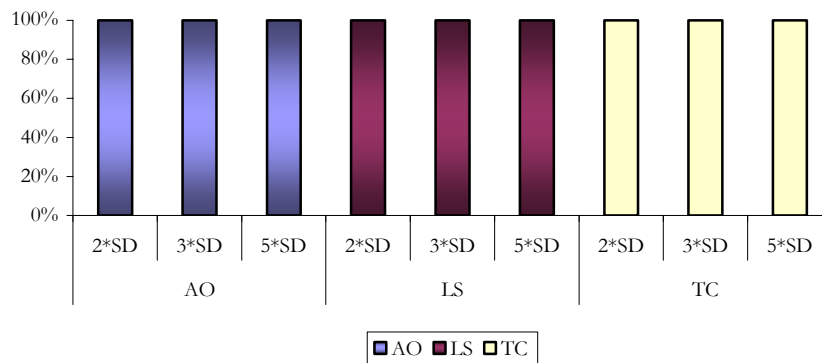
Fuente: elaboración propia.

Gráfico 15.79. Identificación del outlier 04-1998 por TSW.



Fuente: elaboración propia.

Gráfico 15.80. Identificación del outlier 04-1998 por X12.



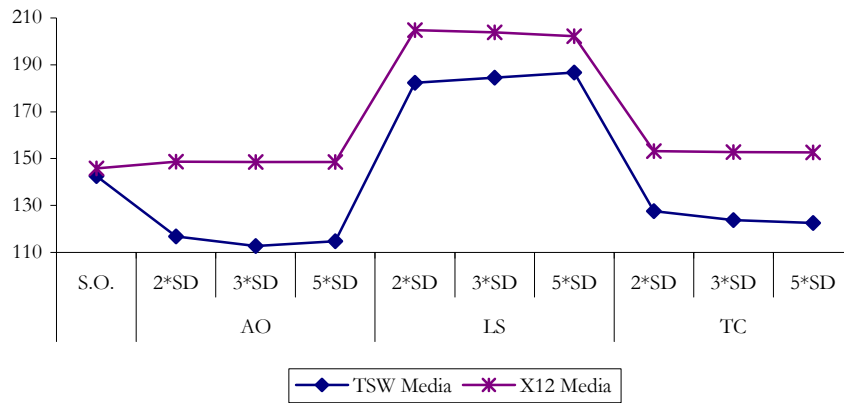
Fuente: elaboración propia.

Tabla 15.60. Evolución del estadístico BIC (I).

BIC	S. O.	AO			LS			TC			
		2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	
TSW	Media	142.5	116.8	112.7	114.7	182.4	184.5	186.8	127.5	123.8	122.5
	SD	46.0	93.5	95.5	97.6	126.5	126.4	127.2	89.6	95.2	96.1
	Máx.	186.4	210.0	239.5	278.5	374.3	397.7	427.7	217.9	280.0	299.4
	Mín.	-220.8	-216.2	-180.8	-180.8	-169.4	-175.0	-150.4	-183.4	-185.7	-177.0
X12	Media	145.8	148.7	148.5	148.5	204.8	203.9	202.2	153.1	152.7	152.7
	SD	11.1	11.5	11.3	11.4	19.6	19.7	19.3	12.7	12.3	12.3
	Máx.	169.9	171.9	171.9	171.9	257.5	257.5	248.9	178.5	175.6	178.3
	Mín.	121.0	124.8	124.8	124.8	138.1	138.1	138.1	116.3	111.0	111.0

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 15.81. Evolución del estadístico BIC (I).



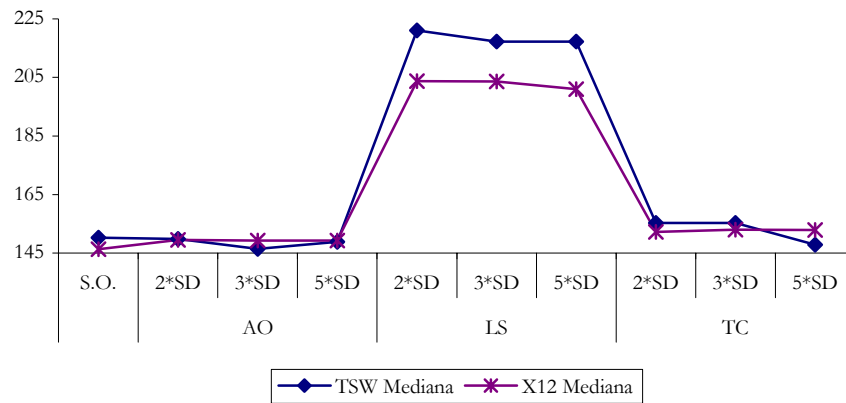
Fuente: elaboración propia.

Tabla 15.61. Evolución del estadístico BIC (II).

BIC		S. O.	AO			LS			TC		
			2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
TSW	Mediana	150.2	149.8	146.4	148.8	221.1	217.3	217.3	155.3	155.2	147.9
X12	Mediana	146.3	149.5	149.3	149.3	203.8	203.7	201.0	152.2	152.9	152.8

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 15.82. Evolución del estadístico BIC (II).



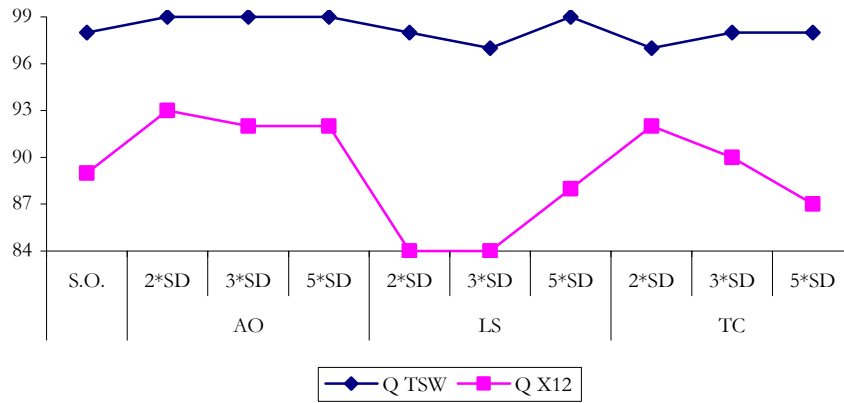
Fuente: elaboración propia.

Tabla 15.62. Evolución del estadístico Q.

%	de series que superan el test (1%)	S. O.	AO			LS			TC		
			2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
Q	TSW	98	99	99	99	98	97	99	97	98	98
	X12	89	93	92	92	84	84	88	92	90	87

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 15.83. Evolución del estadístico Q.



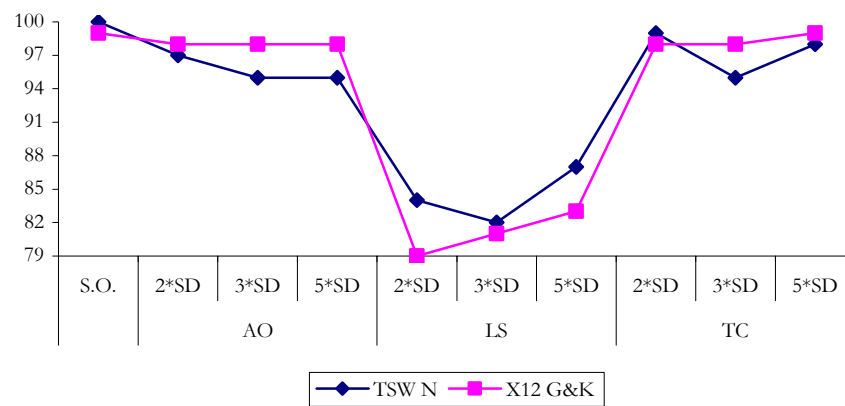
Fuente: elaboración propia.

Tabla 15.63. Evolución de los tests de normalidad.

% de series que superan el test (1%)	S. O.	AO			LS			TC			
		2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	
TSW	N	100	97	95	95	84	82	87	99	95	98
X12	G&K	99	98	98	98	79	81	83	98	98	99

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 15.84. Evolución de los tests de normalidad.



Fuente: elaboración propia.

Análisis 15.8. Modelo 3 con 120 observaciones.

En este análisis se consideran diez grupos de cien series lo que supone un total de mil series, de las cuales, mediante el programa TSW no se rechaza ninguna serie mientras que, con el X12 se rechazan un total de cincuenta series lo que supone un 5.0 por ciento, de las cuales, más de la mitad (cuarenta y dos) corresponden a series en las que el outlier introducido en la observación abril de 1998 es del tipo cambio en nivel.

El modelo más representativo para el programa TSW es el “Modelo de Líneas Aéreas”, con el sesenta y seis por ciento de media de las series, mientras que para el X12, es el llamado en este trabajo “Modelo 3” con un cuarenta y cuatro por ciento de media de las series.

Relacionado con la modelización, el número medio de parámetros ARMA por serie es siempre superior para X12 con una media de 2.4 frente al 2.7 del TSW y ello debido, en gran medida, al peso de los modelos representados por la denominación “Otros” con un treinta y siete por ciento de media.

El número medio de outliers por serie es superior para TSW con 3.5 frente a 2.7 que se obtiene con X12. Además, el número máximo de outliers identificados también es superior para TSW, con quince frente a trece del TSW.

Esto se corrobora con el número total de outliers que es bastante superior en todos los casos para TSW, excepto en el caso en que la intervención es del tipo cambio en nivel donde los números se aproximan pero se ve lastrada por el rechazo de series.

En cuanto a la identificación del outlier abril de 1998 ambos programas se comportan de igual manera, ya que, ambos lo identifican en la totalidad de las series.

En cuanto a la evolución del criterio del BIC, si se tiene en cuenta la media, el TSW muestra mejores resultados en todos los casos excepto en la serie original sin intervención. Por el contrario, si se tiene en cuenta la mediana, el X12 presenta mejores resultados en todos los casos. Además, la figura del TSW pasa a ser más regular en el caso de la mediana calcando a la perfección la del X12.

En cuanto al test Q de autocorrelación residual, el porcentaje de series que lo superan con TSW es muy superior al de X12 con un noventa y siete por ciento de media frente a un ochenta y nueve por ciento.

Por último, en los tests de normalidad las series analizadas con TSW presentan un comportamiento muy inferior en todos los casos al de X12, con un setenta y nueve por ciento de media, frente al ochenta y seis por ciento de media del otro programa.

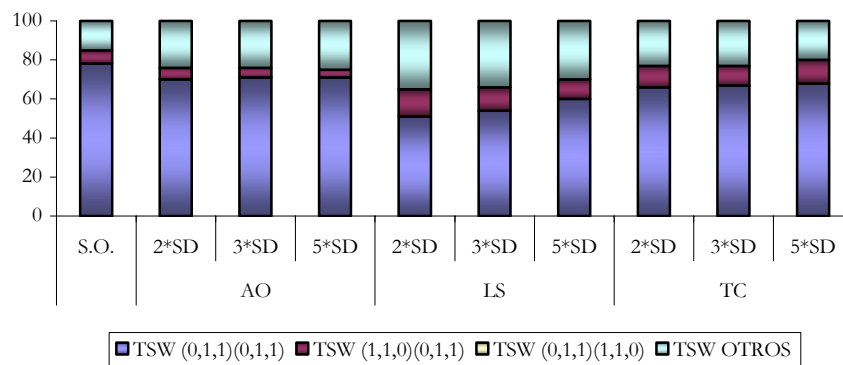
No obstante, hay que tener en cuenta la gran variabilidad en los estadísticos residuales, tanto la Q como los de normalidad para ambos programas.

Tabla 15.64. Modelos identificados.

% de series con		S. O.	AO			LS			TC		
			2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
TSW	(0,1,1)(0,1,1)	78	70	71	71	51	54	60	66	67	68
	(1,1,0)(0,1,1)	7	6	5	4	14	12	10	11	10	12
	(0,1,1)(1,1,0)	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	OTROS	15	24	24	25	35	34	30	23	23	20
X12	(0,1,1)(0,1,1)	13	10	11	13	18	15	13	16	17	14
	(1,1,0)(0,1,1)	6	5	5	4	8	6	6	2	2	2
	(0,1,1)(1,1,0)	42	49	50	49	32	34	35	47	50	53
	OTROS	39	36	34	34	42	45	46	35	31	31

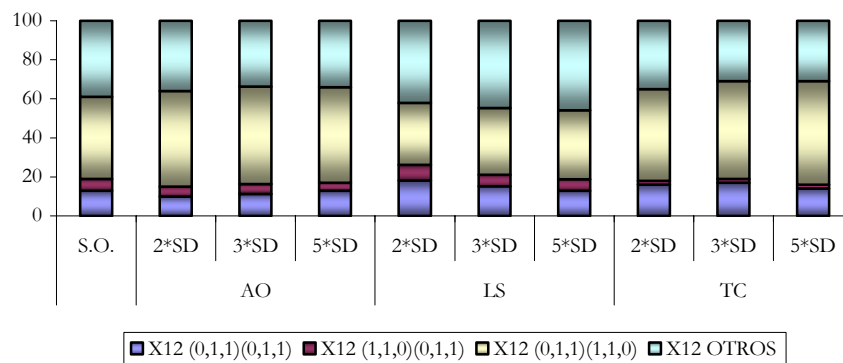
Fuente: elaboración propia.

Gráfico 15.85. Modelos identificados por TSW.



Fuente: elaboración propia.

Gráfico 15.86. Modelos identificados por X12.



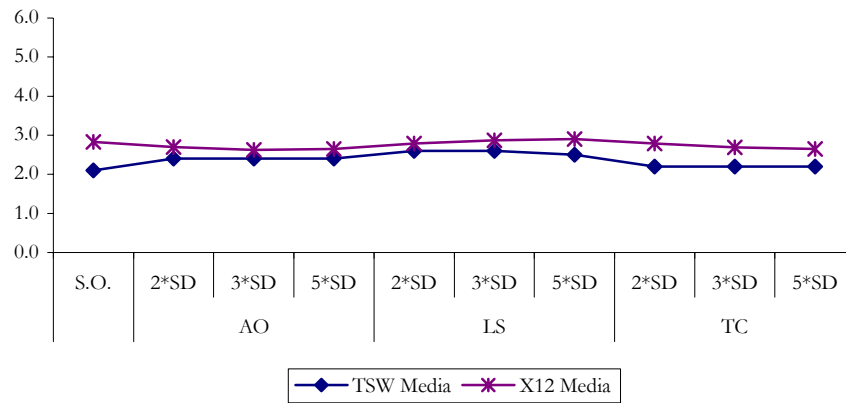
Fuente: elaboración propia.

Tabla 15.65. Número de parámetros ARMA por serie.

Número de parámetros ARMA por serie		S. O.	AO			LS			TC		
			2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
TSW	Media	2.1	2.4	2.4	2.4	2.6	2.6	2.5	2.2	2.2	2.2
	SD	0.6	1.0	1.0	0.9	1.3	1.3	1.2	0.8	0.7	0.8
	Máx.	5.0	6.0	6.0	6.0	6.0	6.0	5.0	5.0	5.0	6.0
	Mín.	1.0	1.0	1.0	1.0	0.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0
X12	Media	2.8	2.7	2.6	2.6	2.8	2.9	2.9	2.8	2.7	2.7
	SD	1.2	1.1	1.1	1.1	1.1	1.2	1.2	1.2	1.2	1.1
	Máx.	5.0	5.0	5.0	5.0	5.0	5.0	5.0	5.0	5.0	5.0
	Mín.	2.0	2.0	2.0	2.0	2.0	2.0	2.0	2.0	2.0	2.0

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 15.87. Número de parámetros ARMA por serie.



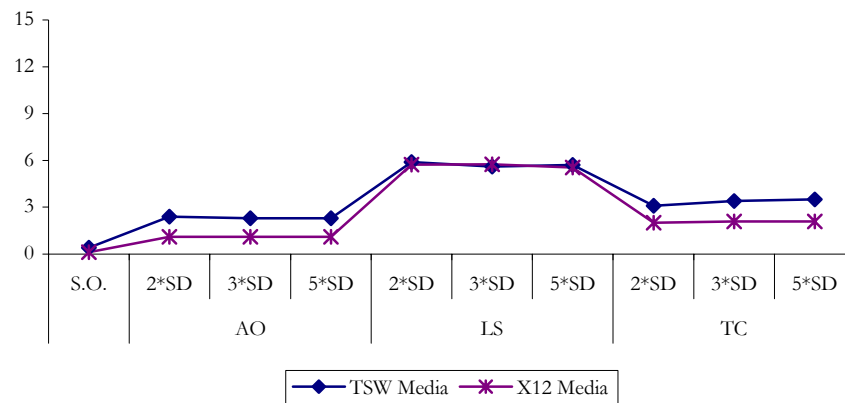
Fuente: elaboración propia.

Tabla 15.66. Número medio de outliers por serie.

Número de outliers por serie	S. O.	AO			LS			TC			
		2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	
TSW	Media	0.4	2.4	2.3	2.3	5.9	5.6	5.7	3.1	3.4	3.5
	SD	0.8	2.6	2.5	2.5	2.3	2.2	2.1	2.5	2.8	2.8
	Máx.	5.0	12.0	13.0	11.0	15.0	14.0	14.0	14.0	15.0	14.0
	Mín.	0.0	1.0	1.0	1.0	2.0	1.0	1.0	1.0	1.0	2.0
X12	Media	0.1	1.1	1.1	1.1	5.7	5.7	5.6	2.0	2.1	2.1
	SD	0.4	0.4	0.4	0.4	2.1	2.1	2.1	0.4	0.4	0.4
	Máx.	3.0	3.0	3.0	3.0	13.0	13.0	13.0	4.0	4.0	4.0
	Mín.	0.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	2.0

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 15.88. Número medio de outliers por serie.



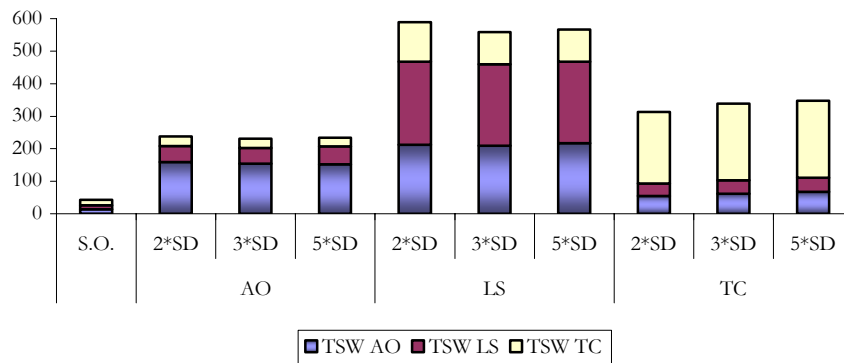
Fuente: elaboración propia.

Tabla 15.67. Número total de outliers por serie comparado.

Número de outliers	S. O.	AO			LS			TC			
		2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	
TSW	AO	14	159	154	152	212	209	217	55	62	68
	LS	13	49	48	55	255	251	250	38	41	43
	TC	16	30	29	27	122	99	100	220	236	237
	TOT	43	238	231	234	589	559	567	313	339	348
X12	AO	5	104	102	101	201	200	180	2	3	3
	LS	2	3	3	3	213	206	208	10	6	4
	TC	4	3	3	3	90	82	84	189	199	202
	TOT	11	110	108	107	504	488	472	201	208	209

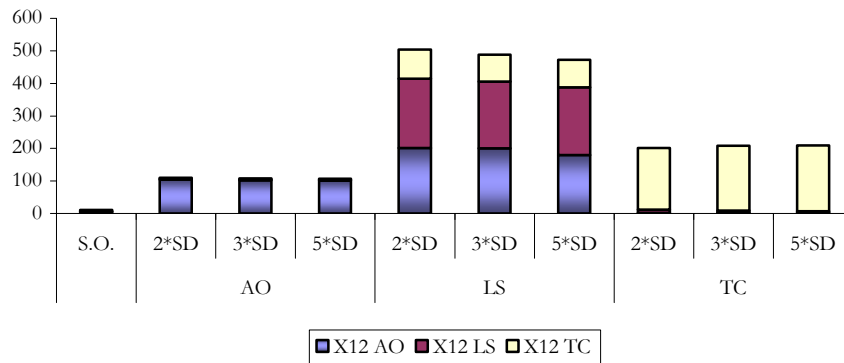
Fuente: elaboración propia.

Gráfico 15.89. Número total de outliers en TSW.



Fuente: elaboración propia.

Gráfico 15.90. Número total de outliers en X12.



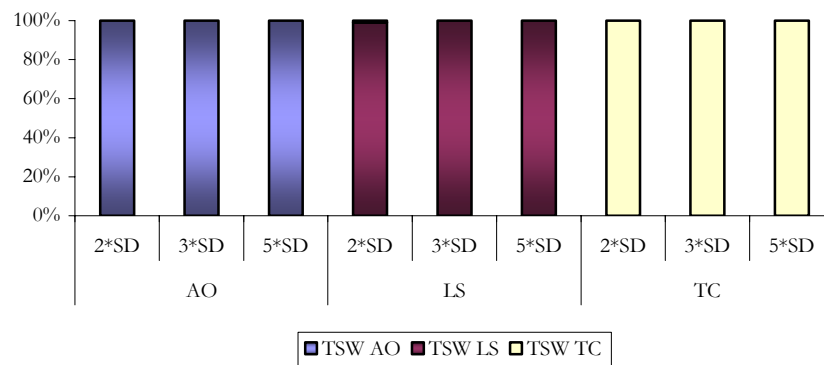
Fuente: elaboración propia.

Tabla 15.68. Identificación del outlier 04-1998.

% de series con	S. O.	AO			LS			TC			
		2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	
TSW	AO	0	100	100	100	0	0	0	0	0	0
	LS	0	0	0	0	98	100	100	0	0	0
	TC	0	0	0	0	1	0	0	100	100	100
	TOT	0	100	100	100	99	100	100	100	100	100
X12	AO	0	100	100	100	0	0	0	0	0	0
	LS	0	0	0	0	100	100	100	0	0	0
	TC	0	0	0	0	0	0	0	100	100	100
	TOT	0	100	100	100	100	100	100	100	100	100

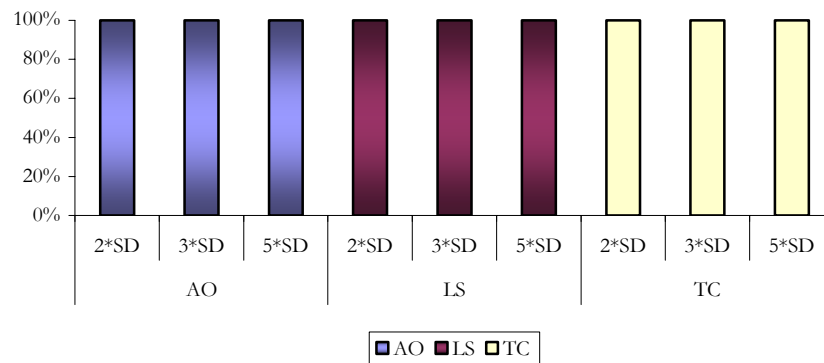
Fuente: elaboración propia.

Gráfico 15.91. Identificación del outlier 04-1998 por TSW.



Fuente: elaboración propia.

Gráfico 15.92. Identificación del outlier 04-1998 por X12.



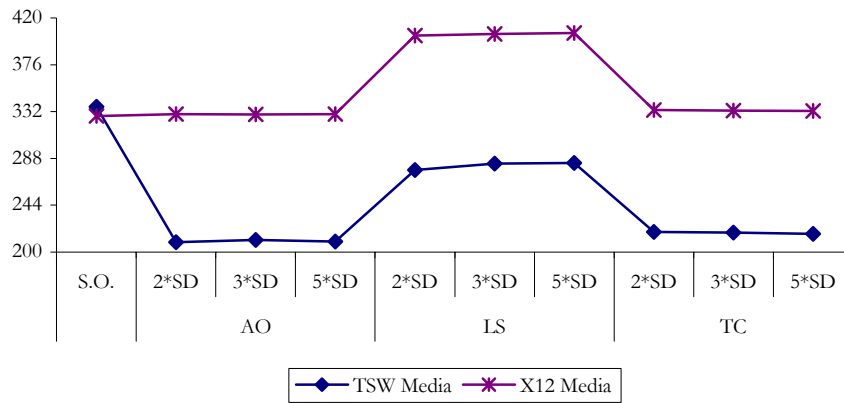
Fuente: elaboración propia.

Tabla 15.69. Evolución del estadístico BIC (I).

BIC	S. O.	AO			LS			TC			
		2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	
TSW	Media	336.6	209.3	211.3	210.0	277.1	283.0	283.6	219.0	218.3	217.2
	SD	30.3	282.5	277.8	282.2	314.0	311.4	306.3	270.3	271.1	272.7
	Máx.	580.8	377.3	377.3	377.3	530.9	533.7	533.7	415.6	415.6	415.6
	Mín.	295.4	-537.3	-537.3	-574.1	-535.2	-527.7	-527.8	-525.6	-481.5	-524.3
X12	Media	328.0	329.7	329.3	329.6	403.6	405.1	405.8	333.5	333.0	332.8
	SD	16.7	16.4	16.7	16.3	27.0	27.4	26.2	17.2	16.8	16.1
	Máx.	373.6	366.4	366.4	366.4	499.8	469.4	469.4	377.9	377.9	377.9
	Mín.	291.3	294.0	292.0	294.0	334.8	334.8	334.8	298.4	298.4	298.4

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 15.93. Evolución del estadístico BIC (I).



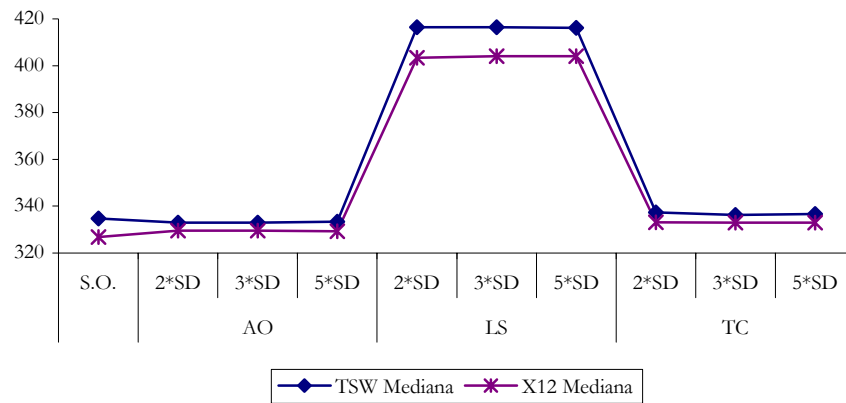
Fuente: elaboración propia.

Tabla 15.70. Evolución del estadístico BIC (II).

BIC		S. O.	AO			LS			TC		
			2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
TSW	Mediana	334.7	333.0	333.0	333.3	416.4	416.4	416.1	337.4	336.3	336.7
X12	Mediana	326.8	329.6	329.6	329.2	403.3	404.0	404.0	333.0	333.0	333.0

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 15.94. Evolución del estadístico BIC (II).



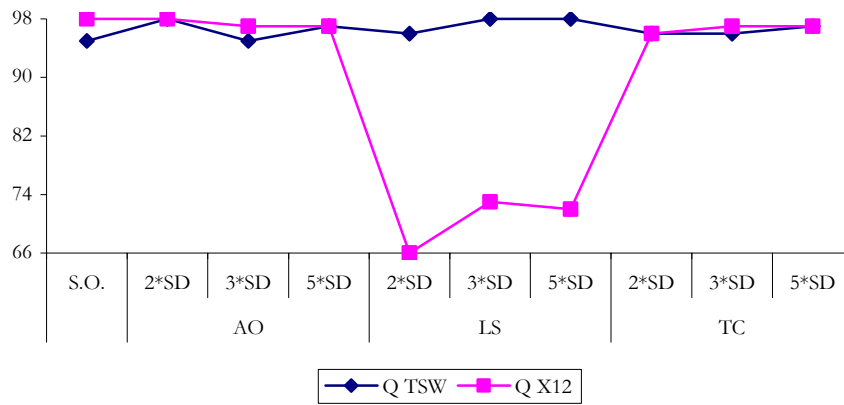
Fuente: elaboración propia.

Tabla 15.71. Evolución del estadístico Q.

%	de series que superan el test (1%)	S. O.	AO			LS			TC		
			2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
Q	TSW	95	98	95	97	96	98	98	96	96	97
	X12	98	98	97	97	66	73	72	96	97	97

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 15.95. Evolución del estadístico Q.



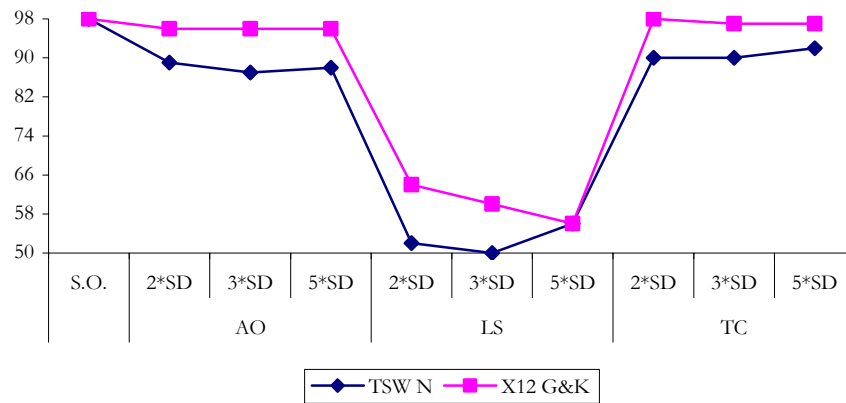
Fuente: elaboración propia.

Tabla 15.72. Evolución de los tests de normalidad.

% de series que superan el test (1%)	S. O.	AO			LS			TC			
		2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	
TSW	N	98	89	87	88	52	50	56	90	90	92
X12	G&K	98	96	96	96	64	60	56	98	97	97

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 15.96. Evolución de los tests de normalidad.



Fuente: elaboración propia.

Análisis 15.9. Modelo 3 con 300 observaciones.

En este análisis se consideran diez grupos de cien series lo que supone un total de mil series, de las cuales, mediante el programa TSW no se rechaza ninguna serie mientras que, con el X12 se rechazan un total de ciento treinta y seis series lo que supone un 13.6 por ciento, de las cuales, el setenta por ciento (noventa y dos) corresponden a series en las que el outlier introducido en la observación abril de 1998 es del tipo cambio en nivel, lo que constituye los peores resultados de todos los estudiados.

El modelo más representativo para el programa TSW es el “Modelo Otros”, con el cuarenta y ocho por ciento de media de las series, mientras que para el X12, es el llamado en este trabajo “Modelo 3” con un setenta y dos por ciento de media de las series.

Relacionado con la modelización, el número medio de parámetros ARMA por serie es siempre superior para TSW con una media de 3.1 frente a 2.3 del X12 y ello debido, en gran medida, al peso de los modelos representados por la denominación “Otros”.

El número medio de outliers por serie es superior para TSW con 5.1 frente a 3.8 que se obtiene con X12. Además, el número máximo de outliers identificados también es superior para TSW, con veintiséis frente a quince del TSW.

Esto se corrobora con el número total de outliers que es bastante superior en todos los casos para TSW, excepto en el caso en que la intervención es del tipo cambio en nivel donde los números se aproximan pero se ve lastrada por el rechazo de series.

En cuanto a la identificación del outlier abril de 1998 ambos programas se comportan igual, ya que, ambos lo identifican en la totalidad de las series y según el tipo adecuado.

En cuanto a la evolución del criterio del BIC, si se tiene en cuenta la media, el TSW muestra mejores resultados en todos los casos excepto en la serie original sin intervención. Por el contrario, si se tiene en cuenta la mediana, el X12 presenta mejores resultados en todos los casos. Además, la figura del TSW pasa a ser más regular que en el caso de la mediana calcando a la perfección la del X12.

En cuanto al test Q de autocorrelación residual, el porcentaje de series que lo superan con TSW es inferior al de X12 con un sesenta y siete por ciento de media frente a un ochenta por ciento.

Por último, en los tests de normalidad las series analizadas con TSW presentan un comportamiento muy inferior en todos los casos al de X12, con un sesenta y siete por ciento de media, frente al cincuenta y cuatro por ciento del peor de los tests.

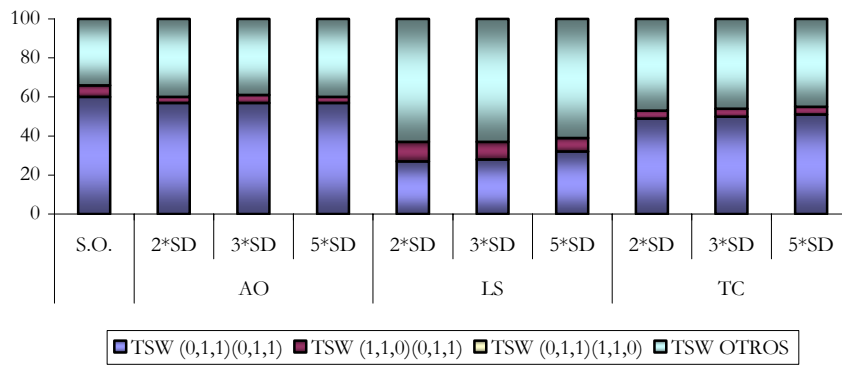
No obstante, hay que tener en cuenta la gran variabilidad en los estadísticos residuales, tanto la Q como los de normalidad para ambos programas.

Tabla 15.73. Modelos identificados.

% de series con		S. O.	AO			LS			TC		
			2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
TSW	(0,1,1)(0,1,1)	60	57	57	57	27	28	32	49	50	51
	(1,1,0)(0,1,1)	6	3	4	3	10	9	7	4	4	4
	(0,1,1)(1,1,0)	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	OTROS	34	40	39	40	63	63	61	47	46	45
X12	(0,1,1)(0,1,1)	12	12	13	13	6	5	4	10	6	10
	(1,1,0)(0,1,1)	7	5	6	4	0	0	2	2	4	5
	(0,1,1)(1,1,0)	66	69	67	69	74	78	82	71	73	71
	OTROS	15	14	14	14	20	17	12	17	17	14

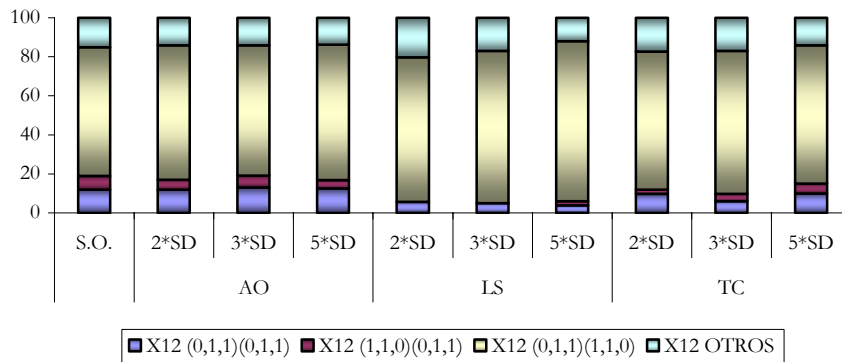
Fuente: elaboración propia.

Gráfico 15.97. Modelos identificados por TSW.



Fuente: elaboración propia.

Gráfico 15.98. Modelos identificados por X12.



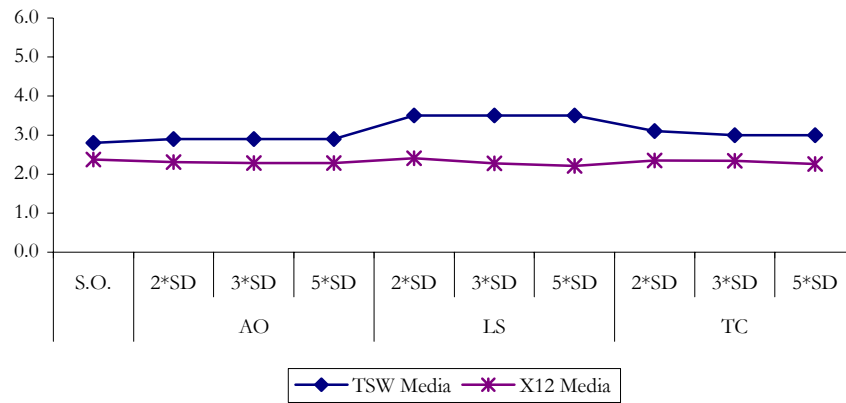
Fuente: elaboración propia.

Tabla 15.74. Número de parámetros ARMA por serie.

Número de parámetros ARMA por serie		S. O.	AO			LS			TC		
			2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
TSW	Media	2.8	2.9	2.9	2.9	3.5	3.5	3.5	3.1	3.0	3.0
	SD	1.2	1.2	1.2	1.2	1.3	1.3	1.3	1.3	1.2	1.3
	Máx.	5.0	6.0	6.0	5.0	6.0	6.0	6.0	6.0	5.0	6.0
	Mín.	2.0	2.0	2.0	2.0	1.0	1.0	1.0	2.0	2.0	1.0
X12	Media	2.4	2.3	2.3	2.3	2.4	2.3	2.2	2.3	2.3	2.3
	SD	0.9	0.8	0.8	0.8	0.9	0.7	0.7	0.9	0.9	0.7
	Máx.	5.0	5.0	5.0	5.0	5.0	5.0	5.0	5.0	5.0	5.0
	Mín.	2.0	2.0	2.0	2.0	2.0	2.0	2.0	2.0	2.0	2.0

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 15.99. Número de parámetros ARMA por serie.



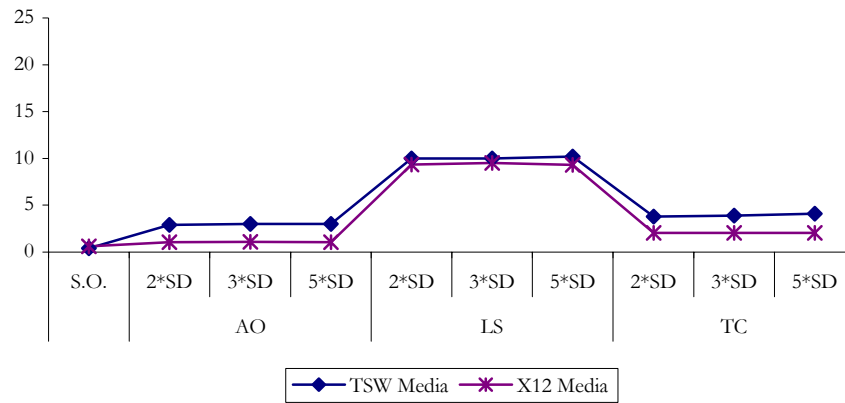
Fuente: elaboración propia.

Tabla 15.75. Número medio de outliers por serie.

Número de outliers por serie	S. O.	AO			LS			TC			
		2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	
TSW	Media	0.4	2.9	3.0	3.0	10.0	10.0	10.2	3.8	3.9	4.1
	SD	0.7	5.1	5.0	5.2	3.6	4.0	3.5	4.5	4.9	5.2
	Máx.	4.0	25.0	25.0	25.0	26.0	24.0	20.0	25.0	25.0	26.0
	Mín.	0.0	1.0	1.0	1.0	2.0	1.0	1.0	2.0	2.0	2.0
X12	Media	0.6	1.1	1.1	1.1	9.3	9.5	9.3	2.0	2.0	2.1
	SD	1.1	0.3	0.3	0.3	1.8	1.9	1.8	0.2	0.2	0.2
	Máx.	4.0	2.0	2.0	2.0	13.0	15.0	13.0	3.0	3.0	3.0
	Mín.	0.0	1.0	1.0	1.0	4.0	4.0	4.0	2.0	2.0	2.0

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 15.100. Número medio de outliers por serie.



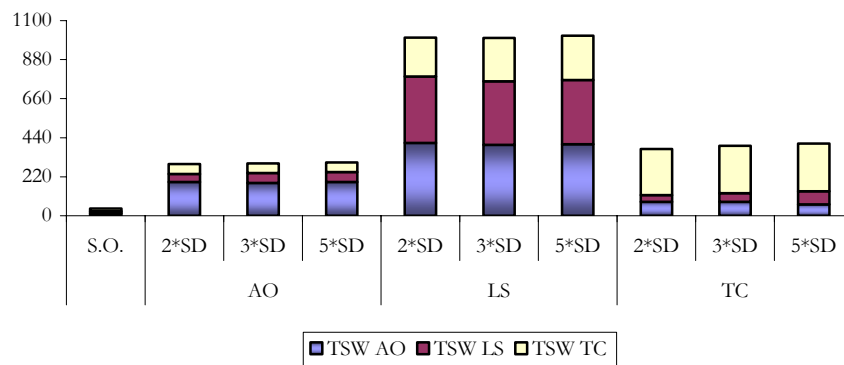
Fuente: elaboración propia.

Tabla 15.76. Número total de outliers por serie comparado.

Número de outliers		S. O.	AO			LS			TC		
			2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
TSW	AO	14	190	185	191	411	400	404	79	80	64
	LS	11	46	56	55	374	358	361	38	48	75
	TC	16	55	54	55	219	244	250	259	266	267
	TOT	41	291	295	301	1004	1002	1015	376	394	406
X12	AO	56	100	101	97	285	312	280	3	2	2
	LS	2	2	3	2	227	224	215	1	2	2
	TC	3	3	3	3	132	150	128	183	164	181
	TOT	61	105	107	102	644	686	623	187	168	185

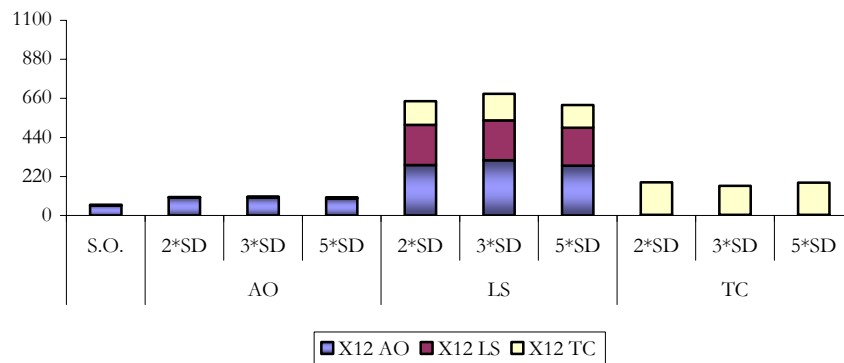
Fuente: elaboración propia.

Gráfico 15.101. Número total de outliers en TSW.



Fuente: elaboración propia.

Gráfico 15.102. Número total de outliers en X12.



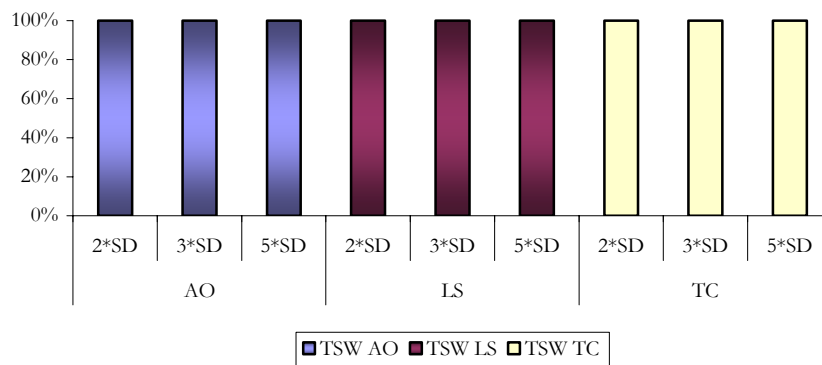
Fuente: elaboración propia.

Tabla 15.77. Identificación del outlier 04-1998.

% de series con	S. O.	AO			LS			TC			
		2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	
TSW	AO	0	100	100	100	0	0	0	0	0	0
	LS	0	0	0	0	100	100	100	0	0	0
	TC	0	0	0	0	0	0	0	100	100	100
	TOT	0	100	100	100	100	100	100	100	100	100
X12	AO	0	100	100	100	0	0	0	0	0	0
	LS	0	0	0	0	100	100	100	0	0	0
	TC	0	0	0	0	0	0	0	100	100	100
	TOT	0	100	100	100	100	100	100	100	100	100

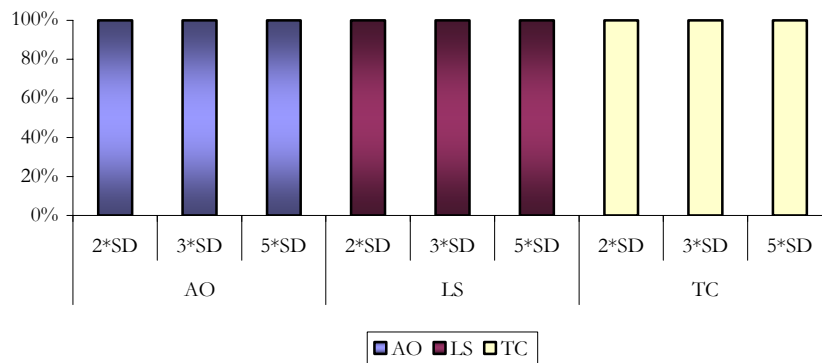
Fuente: elaboración propia.

Gráfico 15.103. Identificación del outlier 04-1998 por TSW.



Fuente: elaboración propia.

Gráfico 15.104. Identificación del outlier 04-1998 por X12.



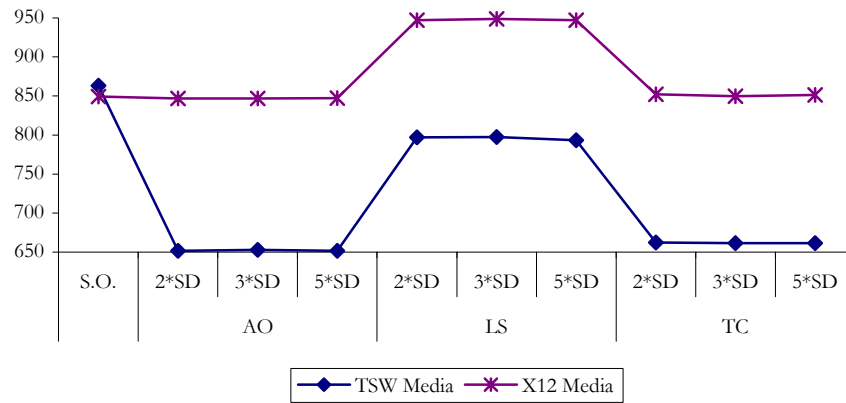
Fuente: elaboración propia.

Tabla 15.78. Evolución del estadístico BIC (I).

BIC		S. O.	AO			LS			TC		
			2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
TSW	Media	863.4	651.8	652.8	651.8	797.1	797.3	793.1	662.1	661.4	661.3
	SD	30.3	663.4	660.6	662.4	697.8	704.0	701.1	641.1	649.4	651.6
	Máx.	932.3	937.8	937.8	937.8	1435.9	1435.9	1435.9	942.9	942.9	942.9
	Mín.	797.7	-1756.9	-1756.9	-1756.9	-1818.3	-1760.9	-1714.0	-1672.4	-1717.1	-1699.8
X12	Media	849.3	847.0	847.0	847.3	947.0	948.6	947.3	852.0	849.6	851.2
	SD	31.1	27.7	27.8	28.4	41.4	37.4	35.8	28.4	28.2	27.7
	Máx.	932.8	912.2	912.2	914.7	1077.2	1035.0	1035.0	920.6	920.6	920.6
	Mín.	788.9	771.2	771.2	771.2	857.1	861.5	861.5	775.9	775.9	796.9

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 15.105. Evolución del estadístico BIC (I).



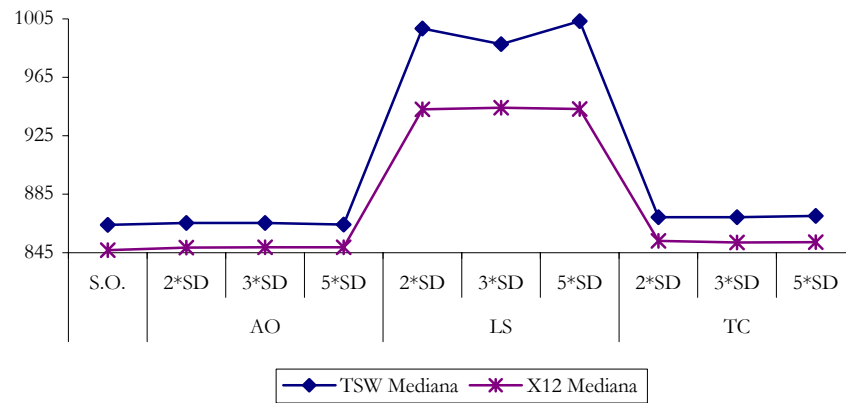
Fuente: elaboración propia.

Tabla 15.79. Evolución del estadístico BIC (II).

BIC		S. O.	AO			LS			TC		
			2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
TSW	Mediana	864.1	865.4	865.4	864.2	998.5	987.8	1003.6	869.3	869.3	870.1
X12	Mediana	846.7	848.5	848.8	848.8	943.1	944.2	943.4	853.1	852.0	852.3

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 15.106. Evolución del estadístico BIC (II).



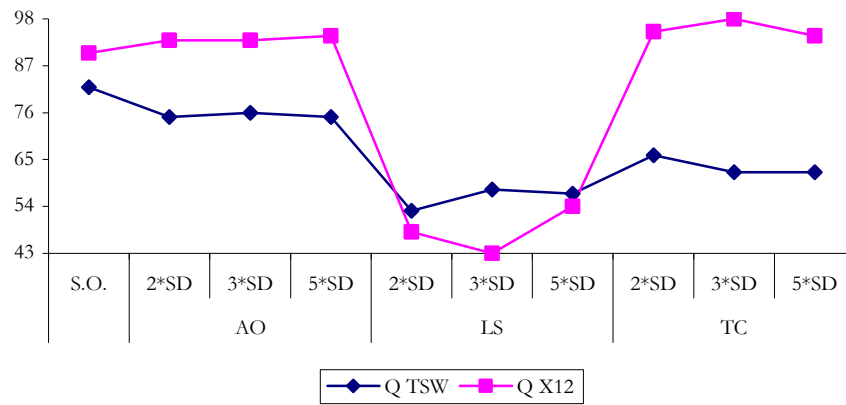
Fuente: elaboración propia.

Tabla 15.80. Evolución del estadístico Q.

%	de series que superan el test (1%)	S. O.	AO			LS			TC		
			2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD
Q	TSW	82	75	76	75	53	58	57	66	62	62
	X12	90	93	93	94	48	43	54	95	98	94

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 15.107. Evolución del estadístico Q.



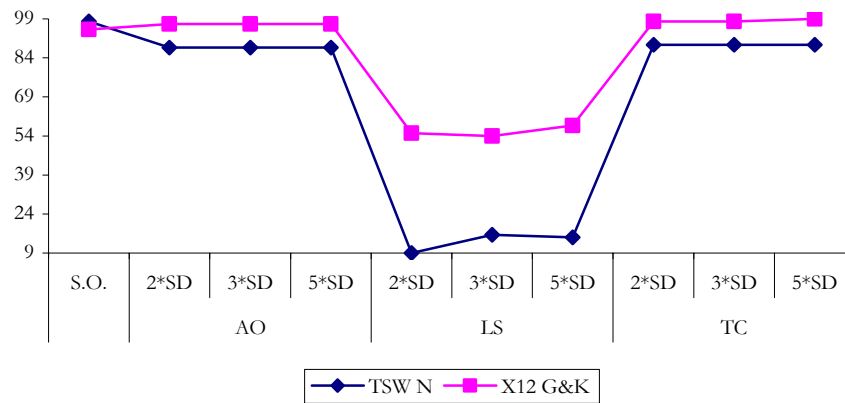
Fuente: elaboración propia.

Tabla 15.81. Evolución de los tests de normalidad.

% de series que superan el test (1%)	S. O.	AO			LS			TC			
		2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	2*SD	3*SD	5*SD	
TSW	N	98	88	88	88	9	16	15	89	89	89
X12	G&K	95	97	97	97	55	54	58	98	98	99

Fuente: elaboración propia.

Gráfico 15.108. Evolución de los tests de normalidad.



Fuente: elaboración propia.

Abreviaturas.

AIC	Criterio de Información de Akaike
AICC	Criterio de Información de Akaike Corregido
AMB	Metodología basada en el modelo ARIMA
AO	Outlier aditivo
AR	Modelo Autorregresivo
ARIMA	Modelo Integrado Autorregresivo y de Medias Móviles
ATC	Comisión Australiana de Turismo
BIC	Criterio de Información Bayesiano
CAC	Ciudad de las Artes y las Ciencias
CEPAL	Comisión Económica de las Naciones Unidas para América Latina
DCAO	Detección y Corrección Automática de Outliers
E. I.	Enfoque I
E. II.	Enfoque II
E. III.	Enfoque III
E. IV.	Enfoque IV
EAU	Economic Analytical Unit
ECMM	Error Cuadrático Medio Mínimo
EOH	Encuesta de Ocupación Hotelera
EUROSTAT	Oficina de Estadística de la UE
G	Test Geary de normalidad residual
G&K	Test de normalidad residual resultado de combinar los test de Geary y Kurtosis.
HP	Hodrick-Prescott
HQ	Criterio de Hannan Quinn
IAM	Identificación Automática del Modelo
IET	Instituto de Estudios Turísticos
IMA	Modelo Integrado de Medias Móviles
INE	Instituto Nacional de Estadística
IO	Outlier innovacional

IVAM	Instituto Valenciano de Arte Moderno
K	Test Kurtosis de normalidad residual
Kur	Test de Kurtosis de los residuos
L	Logaritmo de la función de verosimilitud
LS	Outlier cambio de nivel
M1	Modelo 1 = ARIMA(0,1,1)(0,1,1) ₁₂
M2	Modelo 2 = ARIMA(1,1,0)(0,1,1) ₁₂
M3	Modelo 3 = ARIMA(0,1,1)(1,1,0) ₁₂
MA	Modelo de Medias Móviles
MAD	Mediana muestral
MCG	Mínimos Cuadrados Generalizados
MCO	Mínimos Cuadrados Ordinarios
MEDA	Mediana de las desviaciones absolutas
MLA	Modelo de Líneas Aéreas
MLAM	Modelo de Líneas Aéreas Modificado
N	Test Bowman-Shenton de normalidad residual
OIT	Oficina Internacional del Trabajo
PIB	Producto Interior Bruto
Q	Test de Ljung-Box de autocorrelación residual
Q2	Test de McLeod-Li para linealidad de los residuos
QS	Test de Pierce para autocorrelación estacional residual
Runs	Test de aleatoriedad de los residuos
S. O.	Serie original sin intervención
SD	Desviación típica
SEMCA	Secretaría Ejecutiva del Consejo Monetario Centroamericano
SK	Test de asimetría de los residuos
TSW	Programa TRAMO/SEATS
UE	Unión Europea
UIEAC	Unidad de Investigación en Economía Aplicada a la Cultura
WK	Wiener-Kolmogorov
X12	Programa X12-ARIMA