

## **Análisis regional e insular de las predicciones de entradas de pasajeros en Canarias.**

Raquel Martín Rivero. [rmartinr@ull.edu.es](mailto:rmartinr@ull.edu.es)

Universidad de La Laguna.

Enrique González-Dávila. [egonzale@ull.edu.es](mailto:egonzale@ull.edu.es)

Universidad de La Laguna.

Domingo Jesús Lorenzo Díaz. [dlordia@gobiernodecanarias.org](mailto:dlordia@gobiernodecanarias.org)  
Universidad de La Laguna e Instituto Canario de Estadística (ISTAC)

Alberto González Yanes. [jgonyanp@gobiernodecanarias.org](mailto:jgonyanp@gobiernodecanarias.org)  
Instituto Canario de Estadística (ISTAC)

Yenis González Mora. [ygonmor@gobiernodecanarias.org](mailto:ygonmor@gobiernodecanarias.org)  
Instituto Canario de Estadística (ISTAC)

### **Resumen**

El sector turístico es de vital importancia para la economía canaria y en general para toda España. En el año 2015, las islas alcanzaron los 13,3 millones de turistas, siendo el responsable del 35,9% del empleo generado en esta comunidad. Los acontecimientos acaecidos en destinos competidores, tales como Egipto y Túnez, la recuperación económica, así como el aumento de conectividad, han favorecido estas cifras récord. En este contexto las administraciones y agentes económicos, consideran prioritario disponer de previsiones de entrada de pasajeros para planificar y diversificar sus productos y servicios vinculados al Turismo. Es por ello fundamental disponer de distintas modelizaciones que permitan describir y predecir las entradas de pasajeros en nuestra Comunidad Autónoma. El objetivo principal es el análisis de la fiabilidad de las predicciones de entradas de pasajeros usando modelos RegARIMA, planteando modelos para Canarias según el país de origen y su comparación con las especificaciones realizadas para cada isla.

**Palabras Clave:** modelos RegARIMA, predicción, demanda turística.

## 0. INTRODUCCIÓN

Durante las últimas décadas, el turismo se ha convertido en una de las actividades más dinámicas en las economías actuales, particularmente en España, que es el tercer país más visitado del mundo y el segundo en ingresos por turismo internacional<sup>1</sup>(Poinelli, 2015). Concretamente, en la Comunidad Autónoma Canaria el sector turístico tiene un papel determinante como principal sector de la economía del archipiélago y como sector clave para impulsar la recuperación económica por sus efectos sobre el empleo y capacidad de arrastre sobre la actividad en otras ramas productivas en Canarias, a medio y largo plazo, demostrada en los últimos años (Exceltur y Gobierno de Canarias, 2014a, 2014b y 2015).

El número de llegadas de turistas a Canarias ha ido aumentando a lo largo de los últimos años, tanto en el período de crisis como en el de recuperación, superando en el pasado año los 13 millones de turistas, y alcanzando en el verano de 2016 cifras no vistas hasta el momento. Estas cifras récord se han visto favorecidas por diversos aspectos, entre los que destacan los acontecimientos acaecidos en destinos competidores, tales como Egipto y Túnez, la recuperación económica, o el aumento de conectividad con el Archipiélago.

En este contexto, los estudios del sector turístico centrados en conocer la demanda turística, así como cuáles son los factores que influyen en ésta, son actualmente de crucial importancia, tanto para las empresas que trabajan en la industria turística como para las instituciones públicas relacionadas con este sector, dado que, de ello depende la mejora en la planificación y diversificación de los productos y servicios vinculados al turismo<sup>2</sup>. Es por ello fundamental disponer de distintas modelizaciones que permitan describir y predecir las entradas de pasajeros en esta Comunidad Autónoma en el corto plazo.

El objetivo principal es el análisis de la fiabilidad de las predicciones de entradas de pasajeros usando modelos RegARIMA, planteando modelos para Canarias según el país de origen y su comparación con las especificaciones realizadas para cada isla de mayor afluencia turística.

Dicho análisis se efectúa utilizando la información proveniente de las entradas de pasajeros proporcionadas por AENA, para el período comprendido entre enero de 2005 a mayo de 2016. Asimismo se utiliza información relacionada con las siguientes variables exógenas: efecto calendario, índice de precios al consumo (IPC), ESI (Economic Sentiment Indicator) e índice de confianza del consumidor normalizado (CCI\_AE).

El estudio se centra en analizar los principales mercados que visitan las Islas (Reino Unido, Alemania, Francia, Bélgica, Suecia y Península), los cuales, en su conjunto, vienen representando en los últimos años el 74% de turistas que visitan cada año el Archipiélago (ISTAC, 2016b).

La estructura del trabajo es la que se expone a continuación. El primer apartado se dedica a ofrecer una visión general de la situación turística actual en Canarias aportando algunos datos recientes, así como a justificar el análisis a realizar y aportar las

---

<sup>1</sup>Dato para el año 2014.

<sup>2</sup>En este sentido, el interés de las administraciones públicas, puede verse para el caso de Tenerife, en Turismo de Tenerife (2012a y b).

características de los datos. En el segundo apartado se recoge la metodología empleada. Seguidamente, en el tercer apartado, a partir de modelos RegARIMA, se exponen los resultados obtenidos en las predicciones de entradas de pasajeros, destacando las diferencias obtenidas entre los modelos para Canarias según país de origen y los modelos obtenidos para cada una de las islas con más afluencia de turistas. Finalmente, se incluye un apartado donde se recogen las principales conclusiones.

## 1. SITUACIÓN ACTUAL

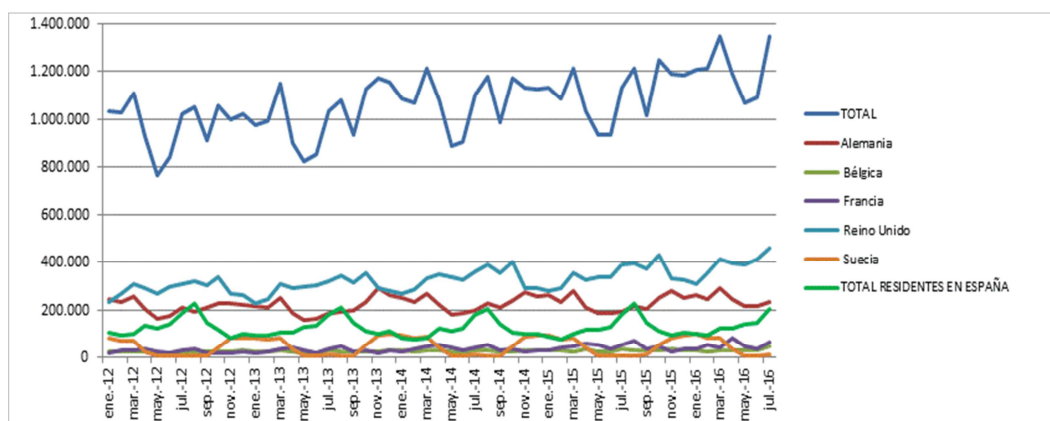
Las Islas Canarias han sido históricamente una potencia turística mundial. El boom turístico despegó en los años 60 del siglo pasado y, con algún momento puntual de crisis, la afluencia turística, la construcción de infraestructuras asociadas, el empleo, la formación y especialización turística y los servicios auxiliares han crecido sin interrupción.

Desde un punto de vista económico, el turismo constituye una actividad esencial, aportando, según datos de 2014, un 31,4% al producto interior bruto y generando un 35,9% del empleo en Canarias (efectos totales). Asimismo, el PIB turístico ascendió para ese mismo año a 13.032 millones de euros, gracias al favorable comportamiento de la demanda de sus principales mercados internacionales (Exceltur y Gobierno de Canarias, 2015).

Desde el lado de la oferta, Canarias cuenta con una infraestructura turística que ofrece un total 244.657 plazas hoteleras y 171.998 plazas en establecimientos extrahoteleros (ISTAC, 2016a), constituyendo, por tanto, las plazas hoteleras la oferta más importante en estancias en Canarias. Las plazas ofertadas representan el 12% del conjunto nacional, alcanzando el 25% en plazas de apartamentos turísticos.

Desde el lado de la demanda, Canarias es uno de los destinos principales de los turistas que visitan España. Las islas recibieron un total de 13.301.251 turistas en 2015 de los que casi 12 millones se alojaron en establecimientos turísticos (hoteles+apartamentos) (ISTAC, 2016b) con más de 100 millones de pernoctaciones (ISTAC, 2016a). Las islas con mayor recepción de turistas son Tenerife, Gran Canaria, Lanzarote y Fuerteventura, recibiendo más del 95% de los turistas que visitan el Archipiélago (ISTAC, 2016b). Por otra parte, el número de turistas entrados a Canarias se ha incrementado un 13% desde el 2012 hasta el 2015, alcanzando valores máximos en el verano de 2016 (Gráfico 1).

**Gráfico 1: Evolución del nº de turistas entrados a Canarias según lugar de residencia. 2012-julio 2016.**



Fuente: elaboración propia a partir de Encuesta Frontur-Canarias. ISTAC (2012-julio 2016).

En este contexto, resulta fundamental contar con modelos que permitan predecir la llegada de turistas a las Islas. Los estudios que se han centrado en la modelización y predicción de la demanda turística son muy numerosos<sup>3</sup>. Siguiendo a Song (2011), hay tres razones principales que justifican este aumento en el número de estudios publicados sobre modelización y predicción del turismo: la primera de ellas es el importante incremento del turismo que se ha producido a nivel mundial. Desde los años 60 las llegadas de turistas internacionales han ido en aumento con una tasa de crecimiento por año positiva. Ello ha generado un interés creciente entre los académicos y profesionales que quieren entender tanto los determinantes de este crecimiento como sus tendencias; en segundo lugar, se encuentra la importancia creciente de la predicción del turismo en el proceso de planificación de los negocios, y el efecto directo que dichas previsiones tienen sobre las estrategias de crecimiento de las empresas turísticas; por último, la predicción de la demanda a nivel de destino, también ayuda a los gobiernos del destino para formular estrategias y políticas adecuadas, con miras a la generación de desarrollo sostenible del turismo, teniendo presente que el turismo es una fuente importante de ingresos y un importante generador de empleo para muchos países.

Los diferentes trabajos publicados hasta el momento se centran en la aplicación de diferentes técnicas, principalmente cuantitativas (Song y Li, 2008). Dentro de éstas, destacan los trabajos que aplican modelos de series temporales y los que aplican modelos econométricos<sup>4</sup>, así como los que hacen combinaciones de ambos. Asimismo, se encuentran investigaciones que analizan destinos concretos, tanto internacionales (centrados en los casos de EEUU, Reino Unido, Francia, Australia, Hong Kong y China, entre otros) (Chan et al. (2005), Cho (2003), Gil-Alana (2005), Kim and Moosa (2001), Kulendran and Shan (2002), Gunter y Önder (2015)) como nacionales (Rossello´ (2001), Garín-Muñoz (2011), González y Moral (1995), García-Ferrer y Queralt (1997)). Para el caso de Canarias solamente se encuentra un trabajo previo (Garín-Muñoz, 2006), lo que hace aún más interesante el trabajo presente. Por último y en relación a los datos utilizados, se encuentran trabajos que utilizan datos mensuales (Burger et. al. (2001), Chu (2004), Du Preez y Witt (2003)), datos cuatrimestrales (Wong et. al. (2007), Kulendran y Wong (2005)) y/o datos anuales (Song, Wong y Chon (2003), Song, Witt y Jensen (2003)).

En este trabajo se ha optado por realizar un análisis de la demanda turística aplicando modelos de series temporales ARIMA propuestos originariamente por Box y Jenkins (1976). Para el caso particular de las series consideradas, con una fuerte tendencia estacional, se han implementado modelos ARIMA estacionales (Peña, 2010), conocidos como SARIMA, incluyendo además variables exógenas que permitan especificar el efecto calendario relacionado con la diferente estructura por días de los meses y los principales festivos (Semana Santa), variables que incorporen fenómenos atípicos, así como las variables ya mencionadas anteriormente: índice de precios al consumo relativo (IPC, definida como el ratio del IPC de Canarias frente al IPC del país de origen corregido por el tipo de cambio), índice de sentimiento económico para país de origen (ESI) e índice de confianza del consumidor normalizado (CCI\_AE) como variables proxy de la coyuntura económica. Los modelos RegARIMA seleccionados fueron comparados con el modelo estacional estándar de líneas aéreas (Box y Jenkins, 1976), REgARIMA (0,1,1) x (0,1,1)<sub>12</sub>, el cual utiliza para la predicción de un determinado mes la información del mes anterior y la del mismo mes y mes anterior del pasado año.

---

<sup>3</sup>Una amplia revisión bibliográfica desde los años 60 hasta prácticamente la actualidad puede consultarse en los artículos de Crouch (1995), Li et. al. (2005), Lim (1997, 1999), Song, H. (2011), Song y Li (2008), Song et. al. (2012) y Witt y Witt (1995).

<sup>4</sup>Una revisión de los modelos econométricos aplicados al turismo puede encontrarse en Song y Witt (2000).

## 2. METODOLOGÍA

Los datos utilizados son los de entrada de pasajeros a la Comunidad Autónoma de Canarias, así como los de las islas de mayor afluencia turística: Gran Canaria, Tenerife, Lanzarote y Fuerteventura proporcionadas por AENA (ISTAC, 2016c), para el período comprendido entre enero de 2005 a mayo de 2016 y diferenciados en función del país de origen. Para la construcción de los modelos RegARIMA se han considerado los datos entre enero de 2005 hasta diciembre de 2015, dejando los datos disponibles de 2016 para la validación posterior de las predicciones. Se han seleccionado seis países de origen: Alemania, Reino Unido y resto de España por ser los que más aportan al total de turistas que entran en Canarias, Suecia como candidato de la estructura peculiar de los países nórdicos, Bélgica como representante del Benelux, y Francia como país tipo del resto de países europeos.

Las variables exógenas fueron obtenidas de EUROSTAT (2016). La variable Semana Santa se estableció con siete días introduciendo el número de días que le corresponde en el mes de marzo y abril en cada uno de los años incluidos, dejando el resto de meses a cero, y las seis variables de calendario representan el número de días de la semana en cada uno de los correspondientes meses, con respecto al número de domingos de ese mes.

Todos los modelos RegARIMA han sido implementados usando el software libre Gretl (versión 2016<sup>a</sup>, GnuRegression, Econometrics and Time-series Library) incluyendo el módulo TRAMO/SEATS y X-12-RegARIMA. Para la aplicación del módulo TRAMO se generaron inicialmente los residuales de los modelos que incluían las variables exógenas: Semana Santa, calendario, ESI, CCI\_AE e IPC, para posteriormente determinar el mejor modelo RegARIMA y realizar el análisis de intervención y detección de atípicos. Los atípicos detectados, aditivos (AO), de cambio temporal (TC) y de cambio de nivel (LS), fueron incorporados en los modelos y a todas las series de pasajeros de avión se le aplicó la transformación logarítmica. Para evitar un posible efecto de multicolinealidad se procedió a realizar un procedimiento paso a paso hacia atrás eliminando aquellos factores que eran no significativos.

La validación de las series se llevó a cabo con los datos del periodo 2016 disponibles, proporcionando el error porcentual absoluto medio (MAPE) y el coeficiente U-Theil (Cottrel& Lucchetti, 2016, pag. 263) para las predicciones obtenidas de la variable sin transformar. También fue incorporado los valores de estos índices para el periodo de estimación, febrero de 2006 y diciembre de 2015, de tal forma que fueran comparables con el periodo disponible en el modelo estándar de líneas aéreas. Las predicciones y estimaciones serán más exactas cuanto más bajos sean estos dos índices, y en particular valores de la U-Theil menores que uno y próximas a cero indican una mejora de las predicciones con respecto al modelo naïve que simplemente estimara un determinado mes con el valor del mes anterior.

La comparación entre los modelos proporcionados por el módulo TRAMO y el modelo de líneas aéreas fue llevada a cabo tanto para la Comunidad Autónoma como a nivel de isla, no obteniendo en ninguno de ellos diferencias notables. En este trabajo se incorporan los detalles de las salidas a nivel de comunidad autónoma, mostrando solo la información del modelo de líneas aéreas en el caso de las islas.

### 3. RESULTADOS

Los modelos RegARIMA seleccionados para la entrada de pasajeros a la Comunidad Autónoma de Canarias se muestran en la tabla 1, incluyendo además los resultados del análisis de intervención con la identificación de los atípicos tanto para estos modelos como para el modelo de líneas aéreas. En particular para el origen “resto de España” el modelo seleccionado coincide con el de aerolíneas, destacando que la parte estacional de todos ellos siempre coincidió. Salvo para Francia, la Semana Santa fue introducida de forma significativa en el resto de modelos, y únicamente en Bélgica las variables ESI y CCI\_AE fueron consideradas significativas. Para todos los países siempre algunas de las variables de calendario fueron significativas, destacando el jueves que aparece en Alemania, Francia, Suecia y resto de España, y el sábado en Alemania, Francia y Bélgica.

**Tabla 1.** Modelos para pasajeros de avión con destino la **Comunidad Autónoma de Canarias** y atípicos.

País de origen	RegARIMA seleccionado	Atípicos			Modelo Aerolínea RegARIMA (0,1,1) x (0,1,1) <sub>12</sub>		
		AO	TC	LS	AO	TC	LS
Alemania	(1,0,0) x (0,1,1) <sub>12</sub>	2008:03	-	-	2010:04	-	-
Francia	(2,0,0) x (0,1,1) <sub>12</sub>	-	-	2008:10	-	-	-
Reino Unido	(0,1,0) x (0,1,1) <sub>12</sub>	2011:04 2008:02 2010:12	2010:04 2013:04	2009:05	2011:04 2008:02 2010:12	2010:04 2013:04	2009:05
Suecia	(2,0,0) x (0,1,1) <sub>12</sub>	2009:04	-	-	2009:04	-	-
Bélgica	(1,0,0) x (0,1,1) <sub>12</sub>	-	-	-	-	-	-
Resto de España	(0,1,1) x (0,1,1) <sub>12</sub>	2006:03 2009:03	2008:05	-	2006:03 2009:03	2008:05	-

Nota: obtenidos con TRAMO incorporando el efecto calendario más IPC, ESI y CCI\_AE como variables exógenas.

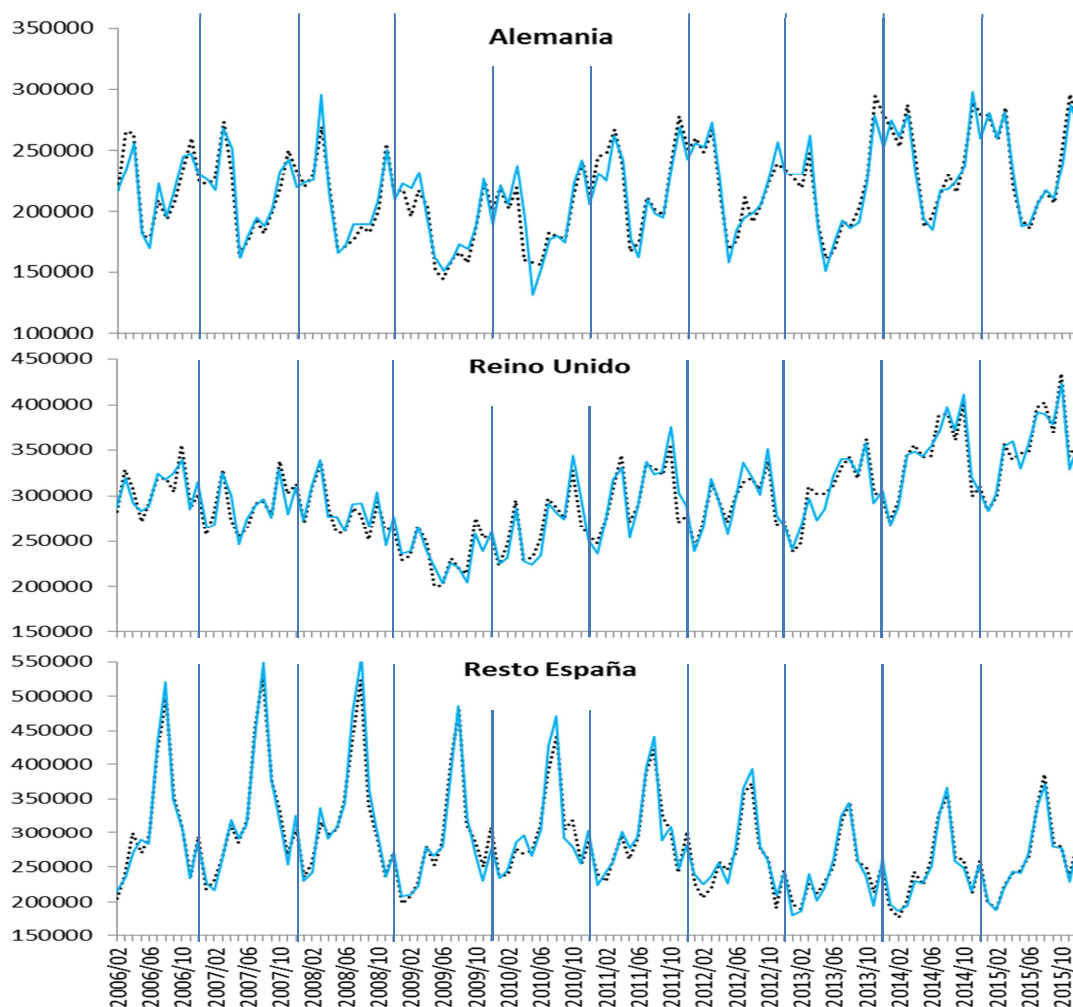
Los valores de MAPE y U-Theil para los modelos seleccionados y el de aerolíneas a nivel de la comunidad autónoma, tanto para la estimación como para la predicción, se encuentran en la tabla 2. Para la estimación, es decir, en el periodo 2006:02 a 2015:12, se aprecia que Alemania, Reino Unido y resto de España están en torno a un valor de MAPE entre el 3 y el 4%, Bélgica en el 5,5% y Francia y Suecia son los peores que se comportan con valores superiores al 10%. El comportamiento siempre fue similar entre el modelo seleccionado y el de aerolíneas. En el gráfico 2 y 3 se representa para este periodo las estimaciones y los valores reales según los diferentes países de origen considerados, donde se puede apreciar el carácter estacional de las series.

El comportamiento del MAPE en el periodo de validación muestra que Reino Unido con 1,5% es el mejor que se predice, seguido de Bélgica con un 3,8%. Alemania y resto de España, con un 7,8%, aumentan el porcentaje con respecto al obtenido en la estimación, influidos principalmente por las desviaciones observadas en el mes de mayo de 2016 entre las predicciones y los valores reales, tal como se aprecia en el gráfico 4. En estos dos orígenes se produce un aumento de la entrada de pasajeros con respecto a lo que se esperaría con la información de 2015. A diferencia de estos dos últimos países las predicciones de los pasajeros de Francia y Bélgica mejoran a los valores obtenidos en la parte de estimación, siendo Bélgica la segunda mejor predicha, y Francia la tercera.

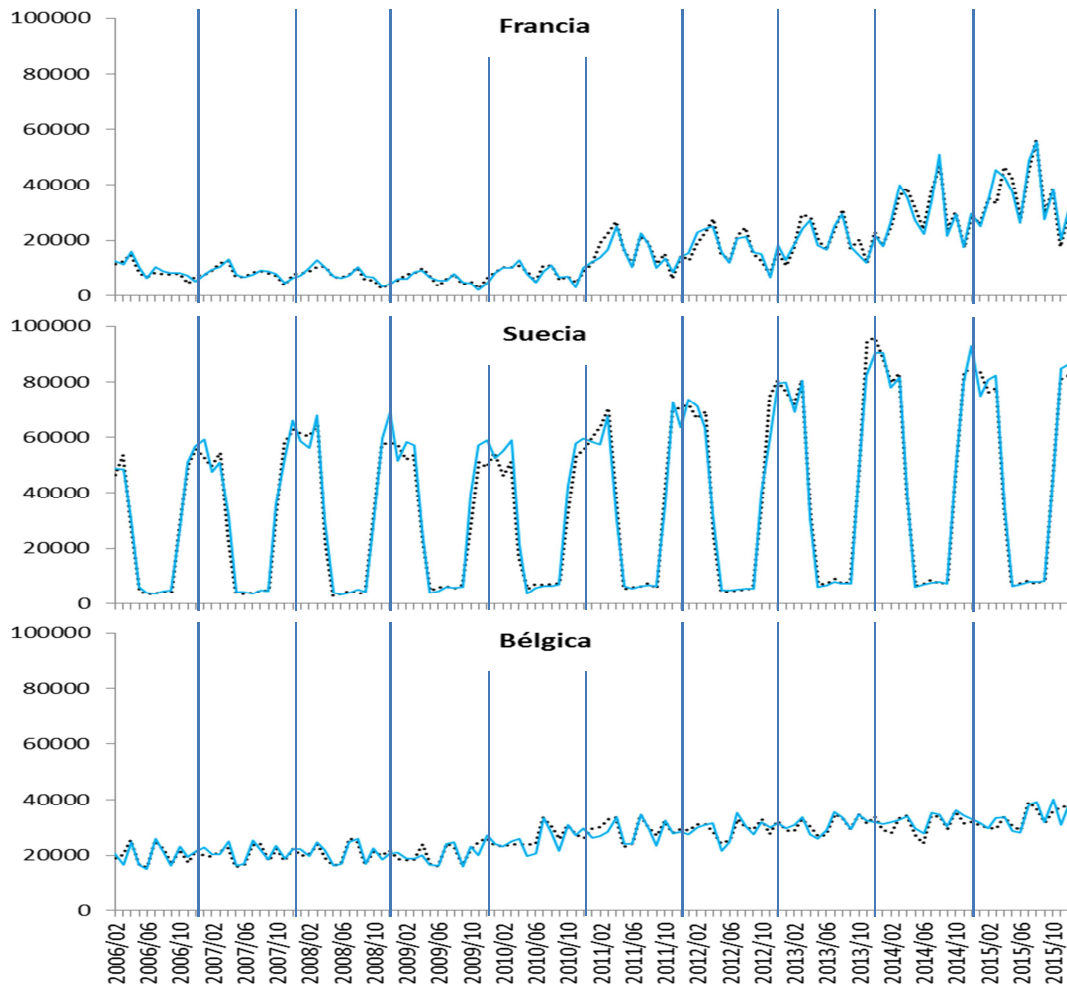
**Tabla 2:** Valores MAPE y U-Theil en la estimación y predicción para los modelos RegARIMA seleccionados y aerolíneas de la **Comunidad Autónoma de Canarias**.

País de origen	RegARIMA	Estimaciones		Predicciones	
		MAPE	U-Theil	MAPE	U-Theil
Alemania	$(1,0,0) \times (0,1,1)_{12}$	3,73%	0,37	7,87%	0,87
	$(0,1,1) \times (0,1,1)_{12}$	3,68%	0,35	6,58%	0,71
Francia	$(2,0,0) \times (0,1,1)_{12}$	11,32%	0,36	6,38%	0,15
	$(0,1,1) \times (0,1,1)_{12}$	11,47%	0,38	7,58%	0,17
Reino Unido	$(0,1,0) \times (0,1,1)_{12}$	3,14%	0,33	1,47%	0,21
	$(0,1,1) \times (0,1,1)_{12}$	3,08%	0,33	2,09%	0,30
Suecia	$(2,0,0) \times (0,1,1)_{12}$	10,43%	0,16	9,49%	0,20
	$(0,1,1) \times (0,1,1)_{12}$	10,48%	0,22	9,31%	0,15
Bélgica	$(1,0,0) \times (0,1,1)_{12}$	5,48%	0,40	3,81%	0,88
	$(0,1,1) \times (0,1,1)_{12}$	5,92%	0,42	3,78%	0,85
Resto de España	$(0,1,1) \times (0,1,1)_{12}$	3,66%	0,25	7,89%	0,76

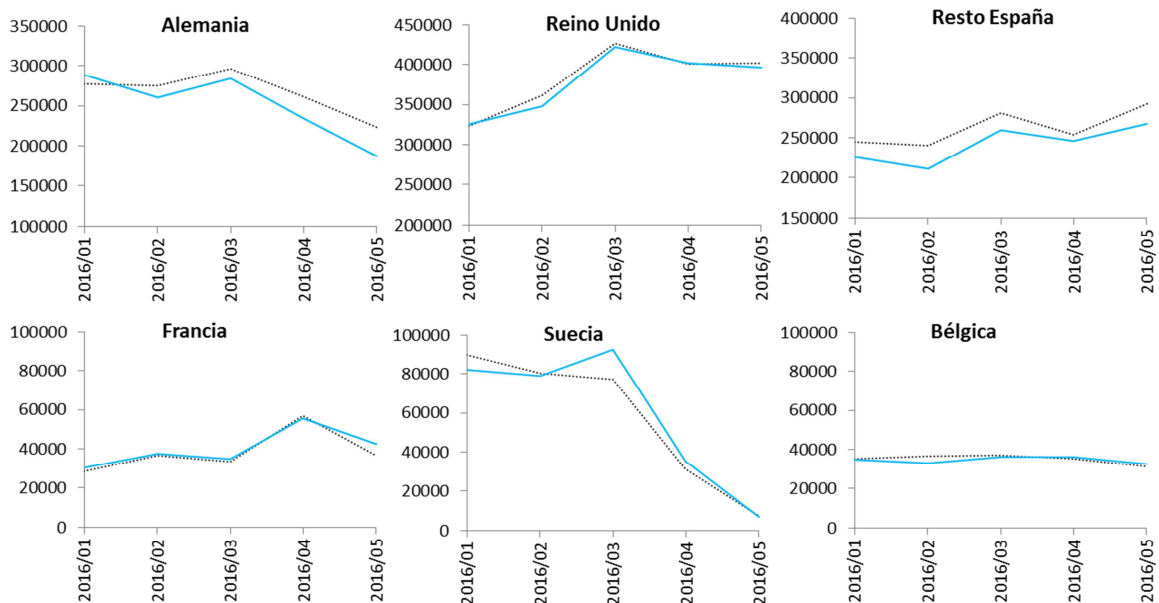
**Gráfico 2:** Número de pasajeros mensuales en la Comunidad Autónoma de Canarias reales (línea discontinua) y estimados (línea continua) con el modelo ARIMA seleccionado para los países de origen Alemania, Reino Unido y Resto de España.



**Gráfico 3: Número de pasajeros mensuales en la Comunidad Autónoma de Canarias reales (línea discontinua) y estimados (línea continua) con el modelo ARIMA seleccionado para los países de origen Francia, Suecia y Bélgica.**



**Gráfico 4: Número de pasajeros mensuales en la Comunidad Autónoma de Canarias reales (línea discontinua) y predichos (línea continua) con el modelo ARIMA seleccionado construido sobre el periodo 2005:01 y 2015:12 por países de origen.**





En las tablas 3, 4, 5 y 6 se muestran los valores atípicos detectados por el módulo TRAMO así como los valores de MAPE y U-Theil, en la estimación y predicción, al aplicar el modelo de líneas aéreas en la entrada de pasajeros en Gran Canaria, Tenerife, Lanzarote y Fuerteventura, respectivamente.

El estudio de entrada de pasajeros a nivel de isla que procede de aeropuertos internacionales y, consideradas en este trabajo, muestra un comportamiento muy similar al observado en la Comunidad Autónoma, sin diferencias entre los modelos seleccionados con el módulo TRAMO y el de aerolíneas. Para aquellos países de origen con un menor número de pasajeros, como son Francia y Suecia, y que además en ciertos periodos del año son iguales a cero, los modelos suelen fracasar, tanto aplicándolos sobre la variable más uno transformada logarítmicamente como sin transformar, además de ser inviable el cálculo del MAPE.

Para las cuatro islas y pasajeros con origen en resto de España el modelo seleccionado como mejor por TRAMO siempre fue el de aerolíneas. En el caso de destino en Tenerife además también cumplieron esta condición, Alemania, Francia y Suecia; y con destino Lanzarote, Francia, Reino Unido y Bélgica. Al igual que ocurría en la Comunidad Autónoma, los modelos para Bélgica en las cuatro islas incluyeron la variable ESI y CCI\_AE como significativas, y sólo aparecen éstas en los modelos para pasajeros procedentes de Francia con destino Gran Canaria y Fuerteventura, y los procedentes de resto de España con destino Lanzarote y Fuerteventura. Para el resto de modelos las variables exógenas introducidas en los modelos son algunas del calendario mensual, destacando los martes y jueves en todos los modelos procedentes de Alemania, y en el resto de orígenes salvo aquéllos con destino Fuerteventura, donde los viernes y sábados son los que más predominan.

**Tabla 3:** Atípicos detectados sobre el modelo de aerolíneas para **Gran Canaria** y MAPE y U-Theil en la estimación y predicción.

País de origen	Atípicos			Estimaciones		Predicciones	
	AO	TC	LS	MAPE	U-Theil	MAPE	U-Theil
Alemania	2008:03	-	-	5,06%	0,43	5,45%	0,41
Francia	-	-	-	-	-	-	-
Reino Unido	-	2010:04	2009:05 2009:10	5,53%	0,48	6,87%	0,36
Suecia	2008:03	2008:05	-	10,69%	0,22	8,96%	0,15
Bélgica	-	-	-	8,65%	0,51	9,88%	2,09
Resto de España	-	-	2008:10	3,46%	0,29	9,26%	1,03

Nota: se ha incorporado el efecto calendario más IPC, ESI y CCI\_AE como variables exógenas.

En el caso de los pasajeros con país de origen Alemania, se observa que los valores de MAPE están próximos al 5% para todas las islas, salvo Lanzarote que es de un 6,2%, produciéndose un aumento en los valores de este índice en la predicción para todas ellas salvo Gran Canaria. Esta desviación siempre por aumento de las entradas reales con

respecto a las predicciones del modelo. En particular, para Tenerife el valor llega hasta el 9,7%, producido principalmente por la desviación en más de 10.000 pasajeros entre la predicción de mayo de 2016 y el valor real.

La entrada de pasajeros desde Reino Unido son los que presentan un comportamiento más estable, lo que hace que los valores de MAPE en la estimación y en la predicción se mantengan similares y aproximadamente entre un 4 y 6%. Solo en Lanzarote se observa un aumento importante de este índice, llegando a un 7,3% en la predicción, condicionado por las desviaciones con respecto a los valores reales producidas en enero y mayo de 2016. En el caso de Fuerteventura los valores de predicción están bastante próximos a los reales lo que hace que el MAPE disminuya hasta el valor de 3,9%.

**Tabla 4:** Atípicos detectados sobre el modelo de aerolíneas para **Tenerife** y MAPE y U-Theil en la estimación y predicción.

País de origen	Atípicos			Estimaciones		Predicciones	
	AO	TC	LS	MAPE	U-Theil	MAPE	U-Theil
Alemania	-	-	-	4,75%	0,43	9,71%	0,41
Francia	-	-	2010:11	11,94%	0,50	6,86%	0,19
Reino Unido	-	2010:04	-	3,53%	0,34	5,20%	0,63
Suecia	2006:05 2007:05 2010:05 2009:05 2008:03 2008:09	2008:06 2012:04 2011:08	-	33,85% %	0,23	9,15%	0,09
Bélgica	-	-	-	5,45%	0,46	4,81%	0,76
Resto de España	-	-	-	4,09%	0,30	9,21%	0,85

Nota: se ha incorporado el efecto calendario más IPC, ESI y CCI\_AE como variables exógenas.

Las predicciones de los pasajeros procedentes del resto de España se comportan de forma similar en las cuatro islas. Si bien en la estimación los valores de MAPE son de los menores, entre un 3,4 y 5,7%, salvo en Fuerteventura que es del 6,95%, en la predicción todos aumentan sus valores superando un 9% e incluso en el caso de Lanzarote llegando al 13%. Estas desviaciones son producidas por una disminución de los valores predichos frente a los reales, principalmente en los tres primeros meses del año.

Los valores de MAPE de la entrada de pasajeros desde Bélgica en Gran Canaria y Tenerife presentan un comportamiento estable en la estimación y predicción, algo menores en Tenerife que están en torno al 5% frente a Gran Canarias que llegan al 9%. En esta última isla también se observa que el valor de U-Theil es de 2,09, muy superior a 1. En el caso de Lanzarote los valores de MAPE superan el 10% llegando en el caso de la predicción al 12%, debido principalmente a las desviaciones en los dos primeros meses del año. Para este mismo origen en Fuerteventura el modelo presenta valores de MAPE excesivamente altos, potenciados por las desviaciones obtenidas en los meses de

marzo a mayo, aunque en este caso debidas a una sobreestimación de los valores de predicción.

**Tabla 5:** Atípicos detectados sobre el modelo de aerolíneas para **Lanzarote** y MAPE y U-Theil en la estimación y predicción.

País de origen	Atípicos			Estimaciones		Predicciones	
	AO	TC	LS	MAPE	U-Theil	MAPE	U-Theil
Alemania	-	-	-	6,21%	0,50	7,40%	0,74
Francia	2014:03	2015:11	2012:07	-	-	15,81%	0,38
Reino Unido	2011:04 2010:12	-	2009:05	4,84%	0,45	7,26%	0,55
Suecia	-	2010:11 2011:02	2008:03	-	-	-	0,65
Bélgica	-	2009:11	-	10,31%	0,50	12,38%	1,57
Resto de España	2006:03 2008:04	2009:03	-	5,73%	0,30	13,07%	0,90

Nota: se ha incorporado el efecto calendario más IPC, ESI y CCI\_AE como variables exógenas.

**Tabla 6:** Atípicos detectados sobre el modelo de aerolíneas para **Fuerteventura** y MAPE y U-Theil en la estimación y predicción.

País de origen	Atípicos			Estimaciones		Predicciones	
	AO	TC	LS	MAPE	U-Theil	MAPE	U-Theil
Alemania	-	2009:02	2010:05 2011:02	4,48%	0,47	7,15%	0,88
Francia	-	-	2008:10	20,99%	0,47	19,75%	0,64
Reino Unido	2009:02	-	2009:05 2006:11 2011:11	6,38%	0,62	3,97%	0,42
Suecia	-	2011:02 2013:11	-	-	-	20,87%	0,33
Bélgica	-	2010:01	-	18,27%	0,67	56,72%	4,61
Resto de España	2006:03 2008:04	-	-	6,95%	0,30	11,33%	2,05

Nota: se ha incorporado el efecto calendario más IPC, ESI y CCI\_AE como variables exógenas.

#### 4. CONCLUSIONES

Tras el análisis realizado se han obtenido las siguientes conclusiones:

1. Los modelos RegARIMA estacionales implementados que incluyen las variables exógenas de efecto calendario, el ratio del IPC entre Canarias y el país de origen, el índice compuesto ESI y el índice de confianza del consumidor normalizado del país de origen muestran un buen comportamiento siempre y cuando la tendencia de la serie se mantenga relativamente estable. En particular, el modelo RegARIMA estándar de aerolíneas, incluso cuando pueda existir algún modelo que mejore el valor del índice de información de Akaike (menor valor), puede ser utilizado como un posible candidato con fines predictivos a corto plazo.

2. En general, tanto a nivel de comunidad autónoma como de isla, las variables exógenas distintas a las de efecto calendario incluidas no han aportado una ganancia significativa al modelo, salvo casos excepcionales, como los modelos de aerolíneas procedentes de Bélgica, en los que tanto el ESI como CCI\_AE permanecieron en ellos. Las variables de efecto calendario utilizadas, Semana Santa y calendario mensual, participaron en la mayoría de los modelos estudiados con una aportación significativa, destacando en la mayoría de los orígenes considerados el papel de los jueves (con un parámetro estimado negativo reflejando la menor llegada de vuelos respecto al resto de días) y la situación de la Semana Santa en el año (efecto positivo).

3. Las situaciones observadas de predicción a nivel de comunidad autónoma se mantienen en general cuando se pasa a nivel de isla, aunque para aquellos países de origen con un menor número de pasajeros, incluso sin pasajeros en algunos periodos, los modelos ajustados y las predicciones pueden verse altamente perjudicadas. Para las cuatro islas incluidas, las cuales poseen aeropuertos internacionales con alta densidad de viajeros, este problema ocurre en países de origen como Francia y Suecia, no así para Alemania, Reino Unido y resto de España.

4. En los tiempos actuales, donde los pasajeros con destino Canarias proceden: a) de países que en un mayor o menor grado están saliendo de la crisis mundial iniciada en 2008, b) de países que enviaban turistas, todo el año o ciertos periodos de él, a destinos competidores de Canarias como Turquía, Egipto, Túnez, y en general, países del mediterráneo, que se están viendo azotados por ataques terroristas y; c) de países que eliminan, incluyen o aumentan rutas aéreas de bajo coste; hace que la estabilidad de la serie de un año a otro pueda no ser garantizada. En los datos analizados ya se observa como a nivel de comunidad autónoma, tanto en Alemania como en el resto de España, la entrada de turistas ha superado las predicciones de los modelos. Esto implica la necesidad de seguir trabajando en la búsqueda de otro tipo de variables e índices que puedan ser incluidos en los procesos de predicción y que expliquen estos comportamientos alejados de las tendencias de años pasados. Una solución para predicción a corto plazo, teniendo en cuenta que los valores mensuales de entrada de pasajeros se actualiza con poco retardo, sería la de revisar el modelo cada mes. Para predicciones a largo plazo sería conveniente crear diferentes escenarios de situaciones posibles y sobre ellos realizar las predicciones.

5. La utilización de otro tipo de modelos de predicción de demanda turística, Song (2011), como los modelos de vector autorregresivo (VAR), vector autorregresivo estructurales (SVAR), corrección de error (ECM), parámetros variantes en el tiempo (TVP), o combinaciones de ellos, sería posible, aunque la ventaja de estos modelos suele verse en predicciones a medio y largo plazo. El papel fundamental de todos ellos, incluido los modelos RegARIMA con variables exógenas, está en la disponibilidad de variables íntimamente relacionadas con las variables de interés, las cuales además presenten predicciones fiables, si es posible oficiales, para los periodos establecidos de predicción.

## **5. AGRADECIMIENTOS**

Los autores pertenecen a la Unidad Mixta de Investigación ISTAC-ULL y esta investigación ha sido soportada con el proyecto de la Fundación CajaCanarias “Desarrollo de un sistema de predicción de demanda turística en Canarias” (TUR03).

## 6. BIBLIOGRAFÍA

Box G.E.P. & Jenkins, G.M. (1976): *Time Series Analysis: Forecasting and Control*, Holden Day.

Burger, C. J. S. C., Dohnal, M., Kathrada, M., & Law, R. (2001): “A practitioners guide to time-series methods for tourism demand forecasting-a case study of Durban, South Africa”, *Tourism Management*, 22, 403–409.

Chan, F., Lim, C., & McAleer, M. (2005): “Modelling multivariate international tourism demand and volatility”, *Tourism Management*, 26, 459–471.

Cho, V. (2003): “A comparison of three different approaches to tourist arrival forecasting”, *Tourism Management*, 24, 323–330.

Chu, F. L. (2004): “Forecasting tourism demand: a cubic polynomial approach”, *Tourism Management*, 25, 209–218.

Cottrell, A. & Lucchetti, R (2016). *Gretl User's Guide*, versión september, 2016. en <http://ricardo.ecn.wfu.edu/pub/gretl/manual/PDF/gretl-guide.pdf> (último acceso: 20/09/2016).

Crouch, G. I. (1995): “A meta-analysis of tourism demand”, *Annals of Tourism Research*, vol. 22, nº 1, 103-118.

Du Preez, J., & Witt, S. F. (2003): “Univariate versus multivariate time series forecasting: An application to international tourism demand”, *International Journal of Forecasting*, 19, 435–451.

EUROSTAT (2016): *General and regional statistics*, en <http://ec.europa.eu/eurostat/web/main> (último acceso: 12/09/2016).

EXCELTUR y Gobierno de Canarias (2014a): *Estudio de Impacto Económico del Turismo: IMPACTUR Canarias 2012*, en [http://www.gobiernodecanarias.org/cmsgobcan/export/sites/turismo/downloads/Impactur/IMPACTUR\\_Canarias\\_2012.pdf](http://www.gobiernodecanarias.org/cmsgobcan/export/sites/turismo/downloads/Impactur/IMPACTUR_Canarias_2012.pdf), (último acceso: 12/09/2016).

EXCELTUR y Gobierno de Canarias (2014b): *Estudio de Impacto Económico del Turismo: IMPACTUR Canarias 2013*, en <http://exceltur.org/wp-content/uploads/2014/11/Estudio-IMPACTUR-Canarias-2013.pdf>, (último acceso: 12/09/2016).

EXCELTUR y Gobierno de Canarias (2015): *Estudio de Impacto Económico del Turismo: IMPACTUR Canarias 2014*, en <http://www.exceltur.org/wp-content/uploads/2015/06/IMPACTUR-Canarias-2014.pdf>, (último acceso: 12/09/2016).

García-Ferrer, A. y Queralt, R. A. (1997): “A note on forecasting international tourism demand in Spain”, *International Journal of Forecasting*, 13, 539-549.

Garín-Muñoz, T. (2006): “Inbound international tourism to Canary Islands: a dynamic panel data model”, *Tourism Management*, 27, 281-291.

Garín-Muñoz, T. (2011): “La demanda de turismo británico en España”, *Boletín Económico del ICE*, nº 3010.

Gil-Alana, L. A. (2005): “Modelling international monthly arrivals using seasonal univariate long-memory processes”, *Tourism Management*, 26, 867–878.

González, P. y Moral, P. (1995): “An analysis of the international tourism demand in Spain”, *International Journal of Forecasting*, 11, 233-251.

Gunter, U. & Önder, I. (2015): “Forecasting international city tourism demand for Paris: Accuracy of uni-and multivariate models employing monthly data”, *Tourism Management*, 46, 123-135.

ISTAC (2016a): *Encuesta de Alojamiento Turístico*, en <http://www.gobiernodecanarias.org/istac/>, (último acceso: 12/09/2016).

ISTAC (2016b): *Estadística de Movimientos Turísticos en Fronteras de Canarias.FRONTUR-Canarias*, en <http://www.gobiernodecanarias.org/istac/>, (último acceso: 12/09/2016).

ISTAC (2016c): *Recopilación de Estadísticas de Transporte Aéreo*, en [http://www.gobiernodecanarias.org/istac/temas\\_estadisticos/sectorservicios/hosteleriayturismo/demanda/](http://www.gobiernodecanarias.org/istac/temas_estadisticos/sectorservicios/hosteleriayturismo/demanda/), (último acceso: 12/09/2016).

Kim, J. H., & Moosa, I. A. (2001): “Seasonal behavior of monthly international tourist flows: Specification and implications for forecasting models”, *Tourism Economics*, 7, 381–396.

Kulendran, N. & Wong, K. (2005): “Modeling Seasonality in Tourism Forecasting”, *Journal of Travel Research*, 44, 163-170.

Kulendran, N., & Shan, J. (2002): “Forecasting China’s monthly inbound travel demand”, *Journal of Travel & Tourism Marketing*, 13, 5–19.

Li, G., Song, H., & Witt, S. F. (2005): “Recent developments in econometric modeling and forecasting”, *Journal of Travel Research*, 44, 82–99.

Lim, C. (1997): “Review of international tourism demand models”, *Annals of Tourism Research*, 24, 835–849.

Lim, C. (1999): “A meta analysis review of international tourism demand”, *Journal of Travel Research*, 37, 273–284.

Peña, D. (2010): *Análisis de series temporales*, Alianza, Madrid.

Poinelli, E. (2015): *Spain – The tourism sector is heading the recovery*, HVS consulting, en <http://es.hvs.com/article/7226/in-focus-spain-the-tourism-sector-is-heading-the/>, (último acceso: 12/09/2016).

Rossello, J. (2001): “Forecasting turning points in international visitor arrivals in the Balearic Islands”, *Tourism Economics*, 7, 365–380.

Song, H. & Li, G. (2008): "Tourism demand modelling and forecasting: a review of recent research", *Tourism Management*, 29, 203-220.

Song, H. (2011): "Tourism forecasting: An introduction", *International Journal of Forecasting*, 27, 817-821.

Song, H. Y Witt, S. F. (2000): *Tourism demand modelling and forecasting: modern econometric approaches*, Pergamon.

Song, H.; Dwyer, L. & Li, G. (2012): "Tourism economics research: a review and assessment", *Annals of Tourism Research*, 39, 3, 1653-1682.

Song, H.; Witt, S. F. y Jensen, T.C. (2003): "Tourism forecasting: accuracy of alternative econometric models", *International Journal of Forecasting*, 19, 123-141.

Song, H.; Wong, K. y Chong, K. (2003): "Modelling and forecasting the demand for Hong Kong tourism", *Hospitality Management*, 22, 435-451.

Turismo de Tenerife (2012a): *Estrategia Turística de Tenerife 2008-2015*, en <http://www.webtenerife.com/es/investigacion/informes-estudios/estrategia-planificacion/documents/estrategia%20turistica%20de%20tenerife%202008-2015.pdf>, (último acceso: 12/09/2016).

Turismo de Tenerife (2012b): *Actualización de la Estrategia Turística de Tenerife 2012-2015*, en [http://www.webtenerife.com/es/investigacion/informes-studios/estrategia-planificacion/documents/renovaci%C3%B3n de la estrategia tur%C3%ADstica de tenerife2012-2015.pdf](http://www.webtenerife.com/es/investigacion/informes-studios/estrategia-planificacion/documents/renovaci%C3%B3n%20de%20la%20estrategia%20tur%C3%ADstica%20de%20tenerife%202012-2015.pdf) (último acceso: 12/09/2016).

Witt, S. F., & Witt, C. A. (1995): "Forecasting tourism demand: A review of empirical research", *International Journal of Forecasting*, 11, 447-475.

Wong, K.; Song, H., Witt, S.F. y Wu, D. (2007): "Tourism forecasting: To combine or not to combine?", *Tourism Management*, 28, 1068-1078.