

FACULTAD DE CIENCIAS SOCIALES, JURÍDICAS Y DE LA COMUNICACIÓN

Grado en Administración y Dirección de Empresas

TRABAJO DE FIN DE GRADO

Análisis econométrico del número de viajeros en España en el periodo 2008-2018

Presentado por Mélani Herrero Garcimartín

Tutelado por Helena Corrales

ÍNDICE

1.	Intr	roducción	7
2.	Dat	os y programas informáticos	9
3.	Var	iables del modelo	10
	3.1.	Variable dependiente	10
	3.2.	Variables independientes	12
4.	Aná	álisis de correlación entre las variables	16
5.	Esp	ecificación, estimación y análisis de los modelos econométricos	17
6.	Mo	delo escogido y características	22
7.	Err	ores en la especificación del modelo	23
	7.1.	Linealidad	23
	7.2.	Normalidad	24
	7.3.	Homoscedasticidad	25
	7.3.	1. Método gráfico de los residuos	25
	7.3.	2. Método analítico. Contraste de White	26
	7.4.	Incorrelación	27
	7.4.	Método gráfico de correlograma	27
	7.4.	2. Método gráfico de los residuos	28
	7.4.	3. Método analítico. Contraste de Breusch-Godfrey	28
8.	Solu	ución a los problemas encontrados en el modelo	30
9.	Aná	álisis comparado otros trabajos	32
10	. Resi	ultados y conclusiones	34
11	. Refe	erencias bibliográficas	35
۸,	NEV	N I	20

"En mi caso, no viajo para ir a un lugar en particular, sino por ir. Viajo por el placer de viajar. La cuestión es movernos". Robert Louis Stevenson Novelista, poeta y ensayista escocés

1. Introducción

"Una vez que el virus del viajero te pica, no hay antídoto posible, y sé que estaré felizmente contagiado para el resto de mi vida"

Michael Palin

Guionista

La mayoría de las personas sentimos la necesidad de viajar, conocer culturas nuevas, vivir experiencias diferentes, conocer otras formas de vida, desconectar, disfrutar, o simplemente, descansar.

Lo sentimos como una necesidad vital y continua. Pero, ¿sabemos realmente cuánto mueve esta necesidad?, ¿lo que aporta a la economía española?, ¿de qué factores depende que viajemos más o menos?

En este trabajo vamos a analizar el número de personas que viajan dentro del territorio español, su evolución y los posibles factores que lo afectan.

Antes de comenzar a proponer diferentes modelos econométricos y resultados, vamos a explicar lo que se entiende por turismo y lo que aporta a nivel económico en España.

Una primera definición del turismo fue realizada por los profesores economistas suizos Hunziker y Krapf en 1942, que consideraban el turismo como el conjunto de relaciones y fenómenos que se producen como consecuencia del desplazamiento y estancia temporal de personas fuera de su lugar de residencia, siempre que no esté motivado por razones lucrativas.

Esta definición planteó diferentes problemas. En primer lugar, habla de estancia temporal, sin especificar a cuánto tiempo hace referencia. Otro problema que plantea es que no aclara si las segundas residencias serían consideradas como turismo o no. Además, no abarca la posibilidad de hacer turismo dentro de la zona de residencia habitual. Y, por último, y lo más destacado, es que no incluye como turismo las actividades lucrativas.

Años después, en 1991 la Organización Mundial del Turismo (OMT) estableció una definición más concreta. Define el turismo como aquellas actividades que realizan las personas durante sus viajes y estancias en lugares distintos a su entorno habitual por un periodo de tiempo consecutivo inferior a un año, con fines de ocio, negocios u otros.

Con esta definición se logró esclarecer los problemas anteriormente descritos. Ahora sí establece un periodo de tiempo consecutivo e inferior a un año; no habla de lugares de residencia, sino de entorno habitual; y, por último, incluye expresamente los negocios como motivo turístico.

Una vez aclarado el concepto de turismo y las actividades que engloba, vamos a explicar las características que hacen de España un país tan turístico.

Una de las características principales es sin duda el buen clima, que comienza desde mediados de mayo hasta finales de septiembre. Es decir, tenemos un amplio periodo con clima agradable. Esto junto con el extenso litoral, atrae a muchos viajeros que buscan descansar y desconectar, disfrutando de la tranquilidad y el buen tiempo.

Además, España tiene un enorme patrimonio artístico, histórico, con recursos culturales, que mueve a muchos viajeros curiosos, con ganas de descubrir y conocer lugares nuevos.

Y el último, pero no menos importante, el factor clave de España es, sin duda, su maravillosa y diversa gastronomía, además de unos precios muy competitivos.

El conjunto de estos factores convierte a España en un país que recibe millones de viajeros anualmente. Este sector es un pilar fundamental para la economía española, ya que genera mucho empleo y riqueza, haciendo una de las mayores contribuciones al Producto Interior Bruto (PIB).

Toda esta información que hemos comentado, vamos a analizarla ahora en cifras económicas. Los datos del año 2018 aún son provisionales, por lo tanto, utilizaremos los datos y estadísticas correspondientes al año anterior.

Según los datos del Ministerio de Industria, Energía y Turismo, el turismo representó en España en el año 2017 un 11,7% del PIB, alcanzando los 137.020 millones de euros; y un 12,8% del empleo total en España, generando 2,6 millones de puestos de trabajo. Estos datos son de manera directa, ya que indirectamente crea muchos más puestos de trabajo además de los relacionados con el turismo y la hostelería.

Además, a nivel mundial, España es el segundo país que más turistas recibe anualmente, alcanzando los 81,8 millones en 2017. Sólo Francia lo supera con 86,9 millones, y en tercera posición se encuentra Estados Unidos, con 76,9 millones.

La OMT estimó que la contribución del turismo al PIB español aumentaría en un 2,9% en el año 2018 y un 2,3% de media anual hasta el año 2028. También espera que la aportación del turismo en términos de empleo crezca un 2% (si solo se tiene en cuenta sus efectos directos) y un 3,7% (si se incluyen los indirectos).

A la vista de estos datos, hemos podido ver claramente la gran importancia del sector turístico en España.

En este trabajo estudiaremos esta demanda turística a través de la variable que hace referencia al número de viajeros, y la relacionaremos con otras variables que hemos considerado que pueden influir en su comportamiento.

2. Datos y programas informáticos

Los datos con los que vamos a trabajar los hemos extraído del Instituto Nacional de Estadística (INE), organismo público que se dedica a elaborar estadísticas oficiales. En este caso nosotros hemos utilizado aquellas estadísticas que sirven para estudiar y conocer las variaciones turísticas registradas durante un periodo de tiempo en una zona concreta.

Los datos relacionados con el sector turístico, así como el personal contratado, el número de establecimientos abiertos y el Índice de Precios Hoteleros, los hemos obtenido a través del apartado Servicios, Hostelería y Turismo, Encuesta de Ocupación Hotelera, Índice de Precios e indicadores de rentabilidad.

Otros datos económicos que vamos a utilizar es el Índice de Precios al Consumo (IPC), que tiene su propio apartado dentro de la base de datos del INE.

Además de la página del INE, también se pueden consultar otras páginas estadísticas como son el Instituto de Turismo de España, Statista, OCDE (Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económico) y OMT (Organización Mundial del Turismo).

Los datos empleados en este estudio son de periodicidad mensual, correspondientes al periodo comprendido entre los años 2008-2018, siendo datos únicamente relativos a España. La fiabilidad de estos datos es excelente, ya que para su obtención no hemos tenido que realizar medias ni ninguna transformación que pudiera alterar la misma.¹

Hemos utilizado el programa informático Microsoft Excel para trabajar con los datos exportados desde la página del INE, además de la realización de gráficos y tablas.²

También hemos trabajado con el programa econométrico EViews7 para la explotación de los datos y la construcción de los diferentes modelos econométricos, realización de contrastes de hipótesis, test y gráficos.

¹ Los datos de enero 2018 y posteriores son provisionales.

² Los datos con los que hemos trabajados aparecen detallados en el ANEXO I.

2 1 0

3. Variables del modelo

Las variables de un modelo pueden ser de dos tipos: endógenas, aquellas cuyo comportamiento se pretende explicar con el modelo; y exógenas, aquellas variables explicativas del modelo, que vienen determinadas fuera de él.

Para poder realizar un análisis econométrico, necesitamos establecer una variable endógena, de la cual intentaremos explicar su comportamiento a través las variables exógenas.

3.1. Variable dependiente

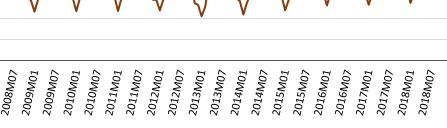
La variable dependiente (o endógena) es el número de viajeros residentes en España. Esta variable engloba a todas aquellas personas que se desplazan dentro del territorio español de un lugar a otro distinto al de su entorno habitual, realizando una o más pernoctaciones en el mismo alojamiento, y cuyo motivo principal de la visita no es el de ejercer una actividad remunerada. Estos datos se han extraído de la Encuesta de Ocupación Hotelera del INE. Esta variable la llamaremos en el modelo VIAJEROS.

Analizamos mediante el Gráfico 3.1.1 la evolución del número de viajeros mensual en el periodo que vamos a estudiar.

Service (en minories de viajeros)

5
4
3

Gráfico 3.1.1. Número de viajeros mensual residentes en España en el periodo 2008-2018 (en millones de viajeros)



Fuente: Instituto Nacional de Estadística, elaboración propia.

Como podemos ver en el Gráfico 3.1.1, esta variable destaca por un marcado carácter estacional, sigue el mismo patrón durante todos los años. Los valores más altos se sitúan en los meses de julio y agosto, con un punto álgido en las fechas de marzo o abril, coincidiendo con el periodo vacacional de Semana Santa. El número de viajeros alcanza su valor máximo en el verano del año 2018, sobrepasando los seis millones.

De la misma forma, los valores mínimos siempre se producen en los meses de diciembre y enero. Sin embargo, aún en los puntos con menos afluencia turística durante estos años, se alcanza la cantidad de dos millones de viajeros dentro de España.

Con el Gráfico 3.1.1 hemos visto que la variable se caracteriza por ser estacional, pero para ver más claramente la evolución anual del número de viajeros con respecto a otros años hemos creado el Gráfico 3.1.2, en el que se ve la tendencia de la serie.

Gráfico 3.1.2. Número de viajeros anual residentes en España en el periodo 2008-2018 (en millones de viajeros)

Fuente: Instituto Nacional de Estadística, elaboración propia.

Como se observa en el Gráfico 3.1.2, la cantidad del número de viajeros en este periodo oscila entre los 40 y 50 millones.

A partir del año 2008 comienzan a caer los valores, esto es debido a que en este año se inició una crisis económica en España, la llamada Gran Recesión. Alcanzando los valores más bajos en el periodo 2012-2013, cuando el número de viajeros se sitúa en 42 millones.

A partir del año 2014, el número de viajeros va creciendo ligeramente. Esto se produce porque la economía comienza a recuperarse, hay pequeños crecimientos del consumo, de la inversión y aumento del empleo. Hecho que no sucedía desde que comenzó la crisis en el año 2008. Estos datos confirman el inicio de la recuperación de la actividad económica y el crecimiento económico.

Según la Contabilidad Nacional del INE, la crisis finalizó y se dejaron de notar sus efectos en la economía en 2014. Así lo declara en una nota de prensa del Ministerio de Economía y Empresa "la economía cierra 2013 con un crecimiento del 0,2%, una décima superior al trimestre previo."

Estos valores crecen de manera continua desde el año 2014, alcanzando los 51 millones en el año 2018.

3.2. Variables independientes

Las variables independientes (o exógenas) son las que nos van a ayudar a entender el comportamiento y las variaciones de la variable dependiente; a través de las cuales intentaremos determinar el número de viajeros en España.

A continuación, detallamos las variables que hemos considerado que pueden estar relacionadas. Escogeremos aquellas que más se ajusten y nos den mejores estimadores, para analizar cuáles son las que más afectan y de qué forma al número de viajeros.

Número de establecimientos abiertos estimados en España: esta variable es una estimación debido a que el INE realiza un muestreo con una cantidad determinada de establecimientos, y después realiza una estimación a nivel nacional. La variable hace referencia a los establecimientos hoteleros abiertos que prestan servicios de alojamiento (con o sin más servicios) por un precio, inscritos en su correspondiente Conserjería de Turismo de cada Comunidad Autónoma. Esta variable la hemos denominado ESTABLECIMIENTOS.

Gráfico 3.2.1. Número de establecimientos abiertos estimados en España (en millares)

Fuente: Instituto Nacional de Estadística, elaboración propia.

Como podemos observar en el gráfico 3.2.1, la serie del número de establecimientos es también estacional, siguiendo un patrón muy similar al del número de viajeros. Esta variable y la dependiente van ligadas de una manera muy próxima, es decir, a primera vista, son variables que tienen una fuerte relación. Si hay un amplio número de viajeros, se estima que abrirán más establecimientos para poder proporcionar alojamiento. Y si hay muchos establecimientos abiertos, es más factible recibir mayor número de viajeros.

El número de establecimientos abiertos estimados oscila entre los 12.000 en épocas de menos turismo como en los meses de invierno, y entre los 17.000 en temporada alta.

Personal contratado: esta variable lo forman aquellas personas que se encuentran ejerciendo una labor para el establecimiento, con un contrato de trabajo (fijo o eventual) y que perciben una remuneración en forma de sueldo, salario, comisión, gratificación o en especie. Esta variable la hemos llamado PERSONAL.

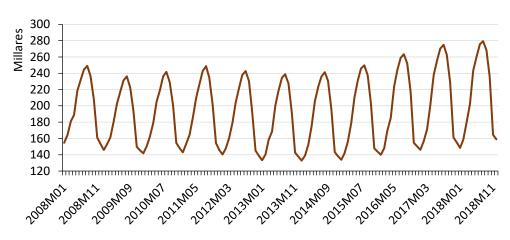


Gráfico 3.2.2. Número de personas contratadas (en millares)

Fuente: Instituto Nacional de Estadística, elaboración propia.

El gráfico 3.2.2. nos muestra que esta variable también se caracteriza por ser estacional. Sin embargo, en esta variable sí que podemos apreciar el crecimiento y avance de la economía. Se observa como en las temporadas altas de los años 2008-2014 apenas tiene crecimiento, mientras que a partir del verano de 2015 crece el personal contratado en 10.000 personas más que el año anterior, y en los años sucesivos crece en torno a 20.000 personas contratadas más con respecto al año anterior.

Índice de Precios Hoteleros (IPH): medida estadística de la evolución del conjunto de precios aplicados por los empresarios sobre restaurantes y hoteles a los distintos clientes que se alojan en los hoteles de España. Mide la evolución de los precios del sector hotelero desde la óptica de la oferta. A partir de enero de 2009, los índices publicados están calculados con el año base 2008. Esta variable la hemos llamado IPH.

Gráfico 3.2.3. Índice de precios hoteleros

Fuente: Instituto Nacional de Estadística, elaboración propia.

Se puede observar en el Gráfico 3.2.3 cómo en los años de la crisis, las subidas y bajadas de los precios hoteleros por temporada alta y baja, apenas son llamativos. Es a partir del verano del año 2014, cuando comienza a crecer suavemente. En los años siguientes crece más rápidamente, llegando a incrementar hasta un 20% la subida de los precios hoteleros con respecto al año 2008.

Índice de Precios al Consumo (IPC): es un indicador económico que mide la evolución del conjunto de precios de los bienes y servicios de consumo adquiridos por la población residente en España. Estos datos recogidos del INE tienen como año base 2016. Se han enlazado con los de años anteriores desde el 2008 para poder equipararlos.

Este índice puede afectar a la variable dependiente, ya que, si el IPC aumenta en un determinado territorio, el poder adquisitivo del dinero (por el aumento de la inflación) será menor y el coste de vida mayor, lo cual puede perjudicar a la llegada de viajeros.

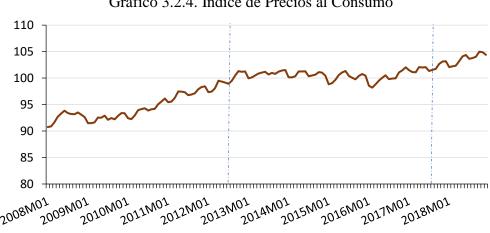


Gráfico 3.2.4. Índice de Precios al Consumo

Fuente: Instituto Nacional de Estadística, elaboración propia.

Según nos muestra el gráfico 3.2.4, observamos como crece de manera constante a lo largo de los años. Sin embargo, podemos establecer tres tramos diferenciados. El primer tramo se situaría entre los años 2008-2012, donde el IPC se situaba muy por debajo con respecto al año base 2016. El segundo tramo continuaría desde el año 2013 al 2017, donde parece que se mantiene estable sin apenas crecimiento, en un periodo en el que la economía comenzaba a recuperarse. Y el último tramo sería a partir del 2017, donde este índice vuelve a crecer suavemente.

Hemos utilizado dos variables de índices de precios en este trabajo, ya que hacen referencia a diferentes puntos de vista. El índice de precios hoteleros mide la evolución de los precios desde el punto de vista de la oferta hotelera. Mientras que el índice de precios al consumo, afecta a la demanda, a los hogares y a los posibles viajeros. Por lo tanto, son índices de precios que afectan al número de viajeros, pero desde diferentes puntos de vista. Como pudimos observar en los trabajos de De la Paz Sastre (2015) y de Pozo Hernández (2015), el hecho de incluir dos variables que hacen referencia a índices de precios diferentes, no tiene por qué influir en las propiedades del modelo.

4. Análisis de correlación entre las variables

Para poder explicar la evolución del turismo en España, utilizaremos la variable número de viajeros como variable dependiente, y la vamos a relacionar con las variables independientes escogidas.

Vamos a utilizar la matriz de correlaciones entre las variables que se van a incluir en el modelo (dependiente e independientes) para analizar sus coeficientes de correlación, así podremos observar qué variables están más o menos relacionadas con la variable dependiente, y qué variables independientes están relacionadas entre sí (hecho que podría ocasionar problemas de multicolinealidad).

Estos coeficientes de correlación toman valores dentro del intervalo (-1,1) y la interpretación de estos valores depende del signo que tome. Un coeficiente de correlación muy cercano a uno (tanto en positivo como en negativo), indica que la relación entre las variables es muy fuerte, esto supone una alta probabilidad de acierto en la inclusión de la variable en el modelo. Por el contrario, un coeficiente próximo a cero, indica que las variables apenas tienen relación entre sí, y por lo tanto esa variable es posible que no sea importante ni tenga relevancia en el modelo.

A pesar de esto, un elevado coeficiente de correlación no implica siempre que la relación entre las variables sea buena, ni que una variable sea relevante; ya que la relevancia de esa variable en el modelo dependerá también de la relación que tenga con el conjunto de variables.

A partir de los datos que tenemos de las diferentes variables, hemos obtenido esta matriz de correlaciones:

	VIAJEROS	PERSONAL	IPH	IPC	ESTABLECIMIENTOS
VIAJEROS	1,000000				
PERSONAL	0,930223	1,000000			
IPH	0,545587	0,563177	1,000000		
IPC	0,114561	0,132491	0,385346	1,000000	
ESTABLECIMIENTOS	0,893191	0,947911	0,310780	0,042406	1,000000

La variable más correlacionada con la endógena es personal, con un coeficiente del 93,02. La segunda variable explicativa más correlacionada es el número de establecimientos abiertos estimado con un 89,32, Índice de Precios Hoteleros con un 54,56 y Índice de Precios al Consumo con un 11,46.

5. Especificación, estimación y análisis de los modelos econométricos

A partir de los datos obtenidos del INE, hemos estimado varios modelos partiendo de las variables que están más correlacionadas con la variable endógena, número de viajeros, para estudiar los diferentes modelos y sus características, seleccionar el mejor modelo y analizar si se cumplen las hipótesis clásicas sobre el mismo.

Si el modelo cumple las hipótesis clásicas, el mejor método de estimación es el de Mínimos Cuadrados Ordinarios, MCO. Eso significará que sus estimadores son ELIO, es decir, estimadores lineales, insesgados y óptimos. Es decir, será un buen modelo.

Los resultados de los diferentes modelos los hemos obtenido con el programa econométrico EViews. Iremos comparando los valores de los R² ajustados de los modelos, para ver si mejora, y si Akaike y Schwarz son menores. Además, iremos analizando la significación individual y conjunta de las variables independientes, es decir, si son variables relevantes para el modelo o no.

El coeficiente de determinación o R² ajustado mide qué parte de la variabilidad de la variable dependiente viene explicada por las variables independientes.

Este coeficiente de determinación tiende a crecer cuando la variable incluida es relevante para explicar el comportamiento de la variable dependiente; por el contrario, se reduce en el caso de que la variable sea superflua. Cuanto más próximo a 1 sea el coeficiente, tendremos una mejor estimación del modelo. Esto significaría que toda la variabilidad de la variable dependiente es explicada por los regresores y, por lo tanto, existe un margen muy pequeño de error.

Analizaremos también los datos de Akaike y Schwartz. Cuanto menor sean los valores de estos estadísticos, mejor será la bondad de ajuste del modelo.

También analizaremos la significación individual y conjunta de las variables independientes a través de sus respectivos contrastes. El contraste de significación individual es aquel que nos permite tomar una decisión sobre qué variables explicativas introducir en el modelo de manera individual. Mientras que el contraste de regresión conjunta las analiza en su conjunto.

Hemos estimado diferentes modelos con las variables independientes. El criterio que hemos seguido ha sido incluir primero las variables con más correlación con la variable dependiente. En la Tabla 5.1. aparecen los modelos que vamos a estimar:

MODELO 1 VIAJEROS PERSONAL MODELO 2 VIAJEROS PERSONAL ESTABLECIMIENTOS MODELO 3 VIAJEROS PERSONAL IPH ESTABLECIMIENTOS MODELO 4 PERSONAL ESTABLECIMIENTOS IPH IPC **VIAJEROS**

Tabla 5.1. Modelos estimados

Fuente: elaboración propia

MODELO 1

El primer modelo a analizar es el que relaciona el número de viajeros con la variable explicativa que mayor correlación tiene, el personal contratado. Este modelo es el siguiente:

$$Viajeros_t = \beta_0 + \beta_1 * personal_t + \varepsilon_t$$
 $t = 2008 - 2018$

Dependent Variable: VIAJEROS

Method: Least Squares Sample: 2008M01 2018M12 Included observations: 132

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
PERSONAL C	20.68447 -128376.6	0.715726 142235.1	28.89997 -0.902566	0.0000 0.3684
R-squared Adjusted R-squared S.E. of regression Sum squared resid Log likelihood F-statistic Prob(F-statistic)	0.865314 0.864278 345735.4 1.55E+13 -1869.745 835.2083 0.000000	Mean depender S.D. depender Akaike info cr Schwarz crite Hannan-Quinn Durbin-Watsor	it var iterion rion criter.	3889164. 938466.4 28.35977 28.40345 28.37752 2.001153

El modelo estimado quedaría así:

$$Viajeros_t = -128.376,6 + 20,684 * personal$$

Como podemos observar en los datos, la variable independiente es significativa de manera individual, ya que tiene un p-valor = 0,000<0,05; y la significación conjunta también, ya que tiene el mismo p-valor.

El valor del R^2 ajustado es de 86,43% y Akaike y Schwarz 28,360 y 28,403 respectivamente. El R^2 ajustado es alto, por lo tanto, es un buen modelo. Pero vamos a seguir estudiando el resto para ver si este coeficiente mejora.

MODELO 2

En el siguiente modelo vamos a añadir la segunda variable más correlacionada con la dependiente.

$$Viajeros_t = \beta_0 + \beta_1 * personal_t + \beta_2 * establecimientos_t + \varepsilon_t$$

Dependent Variable: VIAJEROS

Method: Least Squares Sample: 2008M01 2018M12 Included observations: 132

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
PERSONAL ESTABLECIMIENTOS C	18.31161 64.38406 -620256.7	2.244823 57.73716 463423.7	8.157262 1.115123 -1.338422	0.0000 0.2669 0.1831
R-squared Adjusted R-squared S.E. of regression Sum squared resid Log likelihood F-statistic Prob(F-statistic)	0.866600 0.864532 345412.1 1.54E+13 -1869.112 419.0081 0.000000	Mean depender S.D. depender Akaike info cr Schwarz crite Hannan-Quinn Durbin-Watson	it var iterion rion criter.	3889164. 938466.4 28.36533 28.43085 28.39195 1.994971

El modelo estimado es:

$$Viajeros_t = -620.256,7 + 18,312 * personal_t + 64,384$$

 $* estable cimientos_t$

En este caso, la variable personal sigue siendo significativa de manera individual, pero establecimientos no. Sin embargo, el conjunto de los regresores sí son significativos para explicar la variable endógena.

El valor del R² ajustado mejora con respecto al modelo anterior, explica mejor la variabilidad de la variable dependiente. Sin embargo, Akaike y Schwarz son de 28,365 y 28,431 respectivamente, valores más altos que el modelo 1.

MODELO 3

$$Viajeros_t = \beta_0 + \beta_1 * personal_t + \beta_2 * establecimientos_t + \beta_3 * IPH_t + \varepsilon_t$$

Dependent Variable: VIAJEROS

Method: Least Squares Sample: 2008M01 2018M12 Included observations: 132

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
PERSONAL ESTABLECIMIENTOS IPH C	3.992587 370.2485 30186.21 -5300216.	4.669529 104.4142 8732.684 1425118.	0.855030 3.545960 3.456693 -3.719143	0.3941 0.0005 0.0007 0.0003
R-squared Adjusted R-squared S.E. of regression Sum squared resid Log likelihood F-statistic Prob(F-statistic)	0.877990 0.875130 331625.5 1.41E+13 -1863.221 307.0302 0.000000	Mean depende S.D. dependen Akaike info cri Schwarz criter Hannan-Quinn Durbin-Watson	t var i terion rion criter.	3889164. 938466.4 28.29123 28.37859 28.32673 1.825476

$$\begin{array}{ll} \textit{Viajeros}_t = & -5.300.216 + 3,993*personal_t + 370,249\\ & *\textit{establecimientos}_t + 30.186,21*\textit{IPH}_t \end{array}$$

La variable personal no es significativa de manera individual, pero el resto sí lo son. Y de manera conjunta, los regresores sí son significativos para explicar la variable endógena.

El R² ajustado alcanza el valor de 87,51%, mientras que en el modelo anterior era 86,45%. Por lo tanto, en este modelo se explica mejor el comportamiento de la variable dependiente. Akaike y Schwartz disminuyen los valores estadísticos con respecto al modelo 2. Este modelo mejora bastante el modelo 2.

MODELO 4

En este último modelo, añadimos la variable IPC. Esta variable no está muy correlacionada con el número de viajeros como hemos visto en la matriz de correlaciones, pero aun así realizamos el modelo para observar el valor del R² ajustado para ver si mejora, porque podría aportar información al modelo de manera conjunta con el resto de variables.

$$Viajeros_t = \beta_0 + \beta_1 * personal_t + \beta_2 * establecimientos_t + \beta_3 * IPH_t + \beta_4 * IPC_t + \varepsilon_t$$

Dependent Variable: VIAJEROS Method: Least Squares Sample: 2008M01 2018M12 Included observations: 132

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
PERSONAL ESTABLECIMIENTOS IPH IPC C	3.299986 383.6920 33210.62 -9097.171 -4762944.	4.710013 105.0798 9162.846 8401.002 1508110.	0.700632 3.651434 3.624488 -1.082867 -3.158220	0.4848 0.0004 0.0004 0.2809 0.0020
R-squared Adjusted R-squared S.E. of regression Sum squared resid Log likelihood F-statistic Prob(F-statistic)	0.879106 0.875298 331402.1 1.39E+13 -1862.615 230.8763 0.000000	Mean depende S.D. dependen Akaike info cr Schwarz crite Hannan-Quinn Durbin-Watson	t var iterion rion criter.	3889164. 938466.4 28.29720 28.40639 28.34157 1.820953

$$Viajeros_t = -4.762.944 + 3,300 * personal_t + 383,692 * establecimientos_t + 33.210,62 * IPH_t - 9.097,171 * IPC_t$$

El cuarto modelo es el que mayor R² ajustado tiene, con los menores valores de Akaike y Schwarz. Dos de sus regresores no son significativos; sin embargo, de manera conjunta sí son significativos y relevantes todos ellos. Por lo tanto, este será el modelo con el que vamos a trabajar.

Los resultados nos indican que este modelo es el que mayor valor de R² ajustado tiene, explicando el 87,53% de la variabilidad del número de viajeros a través de las variables independientes incorporadas al modelo, por lo que el ajuste es bueno (ya que es próximo a uno).

6. Modelo escogido y características

$$Viajeros_t = -4.762.944 + 3,300 * personal_t + 383,692$$

 $* estable cimientos_t + 33.210,62 * IPH_t - 9.097,171 * IPC_t$

A continuación, analizaremos el significado de los regresores estimados:

El coeficiente de la constante (el que va sin multiplicar por una variable independiente) representa el valor de la variable dependiente cuando todos los regresores son nulos.

El estimador β_1 indica que, si aumenta el personal contratado en una unidad, el número de viajeros aumenta en 3,300. Este resultado indica una relación positiva entre las dos variables, es decir, a medida que se incremente el personal contratado en el sector del turismo supondrá un incremento del número de viajeros.

El valor estimado que resulta de β_2 nos indica que, cuando aumenta en una unidad el número de establecimientos abiertos estimado, el número de viajeros aumenta en 383,692. Esto indica que hay una relación positiva entre las dos variables; al aumentar el número de establecimientos abiertos, aumentará el número de viajeros.

El valor estimado que resulta de β_3 indica que cuando aumenta en un punto el IPH, el número de viajeros aumenta en 33.210,62. Esto muestra una relación positiva entre las variables, y se explica este gran crecimiento debido a que cuando aumenta el Índice de Precios Hoteleros siempre es en temporada alta, épocas donde más crece el número de viajeros.

El último estimador β_4 indica que cada vez que aumenta en una unidad el IPC, el número de viajeros se reduce en -9.097,171. Esta relación es coherente en un principio, ya que cuando aumenta el IPC, el precio de los productos sube y el nivel de calidad de vida tiende a bajar. Esto indica que hay una relación negativa entre las variables, cuando se incrementa la variable dependiente en función de la oferta del mercado del turismo, este hecho supone una disminución del número de viajeros.

7. Errores en la especificación del modelo

Una vez que ya hemos elegido el modelo con el que vamos a trabajar, analizaremos si cumple las hipótesis clásicas y trataremos de solucionar los problemas encontrados.

Si el modelo cumple las hipótesis clásicas, significará que sus estimadores son ELIO, esto es, son estimadores lineales, insesgados y óptimos. Es decir, será un buen modelo y estimará bien los resultados.

Estudiaremos si se cumplen las cuatro hipótesis clásicas fundamentales: linealidad, normalidad, homoscedasticidad e incorrelación.

7.1. Linealidad

Una de las hipótesis clásicas es que la forma funcional del modelo debe ser lineal. Una especificación incorrecta en la forma funcional genera estimadores sesgados e inconsistentes.

Para analizar la linealidad del modelo utilizaremos el contraste Reset de Ramsey. Este contraste sirve para detectar no linealidades y consiste en especificar un modelo alternativo al inicial, añadiendo una nueva variable para ver si sigue una forma lineal.

Hipótesis:

 H_0 = Existe linealidad.

 H_1 = No existe linealidad.

Ramsey RESET Test Equation: EQ04

Specification: VIAJEROS PERSONAL ESTABLECIMIENTOS IPH IPC C

Omitted Variables: Squares of fitted values

	Value	Df	Probability
t-statistic	0.715203	126	0.4758
F-statistic	0.511515	(1, 126)	0.4758
Likelihood ratio	0.534788	1	0.4646

El valor del estadístico F=0.5115 con un p-valor =0.4758>0.05, por lo que aceptamos la hipótesis nula. Es decir, nuestro modelo sí tiene una forma funcional lineal.

Al ser lineal el modelo, los estimadores β tienen buenas propiedades. Lineal, insesgado, optimo.

7.2. Normalidad

La segunda hipótesis clásica que vamos a comprobar es la de normalidad, establece que las perturbaciones del modelo deben seguir una distribución normal.

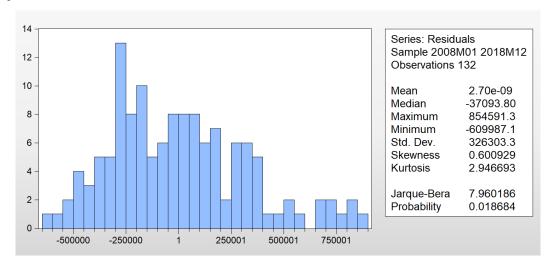
Las perturbaciones son variables no observables, por lo tanto, las analizaremos a partir de la distribución de los residuos, ya que son lo más parecido a su comportamiento.

Se analiza con el test de normalidad de Jarque-Bera examinando la distribución de los residuos respecto a la curva campaniforme del modelo normal.

Hipótesis:

 $H_0 = Normalidad$

 $H_1 = No normalidad$



El p-valor es 0,0186, menor que 0,05, por lo que rechazamos la hipótesis nula. Aceptamos que las perturbaciones de nuestro modelo no siguen una distribución normal.

El hecho de que el modelo no cumpla con la hipótesis de normalidad hace que el estimador de MCO no siga distribuciones conocidas. Además, los estadísticos t-student y F-Snedecor para realizar contrastes, no son válidos.

7.3. Homoscedasticidad

Para que el modelo cumpla hipótesis clásicas, las varianzas de las perturbaciones deben ser constantes. Si esto no se produce, el modelo tiene problemas de heteroscedasticidad.

Podemos estudiar si este problema existe en nuestro modelo con diferentes métodos. Analizaremos la posibilidad de que exista heteroscedasticidad a través de los métodos gráficos, y concluiremos este hecho con el método analítico del test de White.

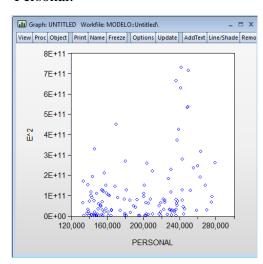
7.3.1. Método gráfico de los residuos

Este método consiste en realizar un gráfico de dispersión de los residuos al cuadrado en función de cada una de las variables independientes.

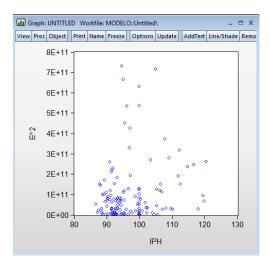
Si los residuos siguen una tendencia clara con respecto a cada regresor, implicaría que la varianza de las perturbaciones depende de los valores de la variable dependiente, y entonces habría heteroscedasticidad porque no es constante.

Establecimientos:

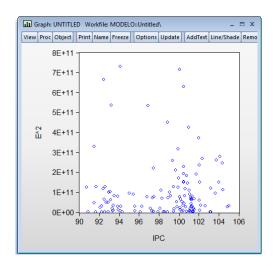
Personal:



IPH:



IPC:



Para que el modelo tuviera homoscedasticidad, la variable independiente con respecto a los valores de los residuos al cuadrado, tendrían que estar relacionados.

Todos los gráficos muestran una dispersión ambigua, no siguen ningún patrón o tendencia. Por lo tanto, intuimos que existen problemas de heteroscedasticidad.

7.3.2. Método analítico. Contraste de White

Al igual que en los gráficos, en las pruebas estadísticas de contrastes los valores de las perturbaciones no son observables y se utiliza el e² como una aproximación a la varianza de las perturbaciones.

Contrastaremos la presencia de heteroscedasticidad mediante el test de White.

Este test parte de una regresión auxiliar en la que trata de explicar los residuos al cuadrado a través de los regresores, sus cuadrados y los productos cruzados, a partir de la que determina si hay problemas de heteroscedasticidad o no.

Hipótesis:

 $H_0 = Homoscedasticidad$

 H_1 = Heteroscedasticidad

Heteroskedasticity Test: White

F-statistic	2.080333	Prob. F(14,117)	0.0176
Obs*R-squared	26.30943	Prob. Chi-Square(14)	0.0236
Scaled explained SS	23.70492	Prob. Chi-Square(14)	0.0497

El p-valor del test de White es de 0,0236, menor que 0,05, por lo que rechazamos la hipótesis nula, aceptando que el modelo tiene problemas de heteroscedasticidad. Es decir, las varianzas de las perturbaciones de nuestro modelo no son constantes.

Si aplicamos MCO a un modelo con heteroscedasticidad, los β estimados son insesgados y consistentes, pero no eficientes ni de mínima varianza.

7.4. Incorrelación

La última de las hipótesis clásicas que vamos a analizar es la de incorrelación. Esta establece que las covarianzas de las perturbaciones tienen que ser nula. Si esto no es así, el modelo tiene problemas de autocorrelación.

La detección de autocorrelación se puede realizar mediante diferentes formas. Nosotros vamos a analizar la posible existencia de autocorrelación primero mediante el método gráfico del correlograma, después a través de un método gráfico de los residuos y finalmente con el contraste de Breusch-Godfrey, que nos determinará de manera certera si existe autocorrelación, y si así fuera, de que grado.

7.4.1. Método gráfico de correlograma

El correlograma es la representación gráfica de los coeficientes de autocorrelación, que pueden ser simples o parciales

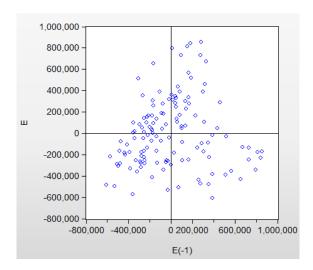
		(Correlog	gram of	Residual	s Squar	ed
A	В	С	D	Е	F	G	
Sample: 2008M01 20 Included observation							^
Autocorrelation	Partial Correlation		AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20 21 22 23 24 25 26	-0.139 0.062 -0.107 -0.016 -0.128 -0.073 0.664 -0.096 -0.046 -0.092 -0.068 -0.148 0.113 -0.092 0.1090 -0.090	-0.171 -0.097 -0.141 -0.056 -0.208 -0.014 -0.214 -0.213 -0.307 -0.280 0.534 -0.054 0.044 -0.075 -0.102 -0.102 -0.102 -0.044 -0.080 0.108 0.002 0.002 0.004	0.7635 4.4341 5.0362 6.1795 6.1797 8.8849 9.4241 11.063 11.099 13.458 14.240 79.276 79.824 81.532 88.909 90.258 91.860 92.818 93.257 123.20 123.49 124.98 125.00	0.382 0.109 0.169 0.186 0.289 0.180 0.224 0.199 0.220 0.000	
		29	-0.076 -0.030 -0.121	-0.068 0.128 0.040	125.99 126.14 128.69	0.000 0.000 0.000	~

La primera columna nos representa la Función de Autocorrelación Simple (FAS). Observamos que los primeros valores están dentro de los límites, lo cual nos indica que no existe autocorrelación de orden uno.

La segunda columna representa la Función de Autocorrelación Parcial (FAP), podemos observar que no sigue un patrón establecido, por lo tanto, intuimos que no existe autocorrelación de primer orden.

7.4.2. Método gráfico de los residuos

A continuación, vamos a realizar la representación gráfica de los residuos y estos mismos retardados un periodo para ver si existe autocorrelación y si es así, si es positiva o negativa.



Si los puntos se distribuyeran entre el primer y tercer cuadrante existiría autocorrelación positiva. Si estuvieran entre el segundo y cuarto, autocorrelación negativa.

Sin embargo, en este caso los puntos están dispersos en todos los cuadrantes, por lo que la relación entre las covarianzas de las perturbaciones es nula.

7.4.3. Método analítico. Contraste de Breusch-Godfrey

A través del contraste de Breusch-Godfrey es la forma más certera de comprobar si el modelo tiene incorrelación entre las perturbaciones o no.

Hipótesis:

H₀ = Incorrelación

 $H_1 = AR(1) o MA(1)$

Breusch-Godfrey Serial Correlation LM Test:

F-statistic Obs*R-squared		Prob. F(1,126) Prob. Chi-Square(1)	0.3550 0.3436
obo it oqualou	0.00000	· · · · · · · · · · · · · · · · · · ·	0.0.00

El p-valor del estadístico del contraste es de 0,3436, mayor que 0,05. Por lo tanto, aceptamos la hipótesis nula, aceptando que no hay problemas de autocorrelación de primer orden ni de orden superior entre las covarianzas de las perturbaciones.

Después de realizar todos los contrastes oportunos, podemos confirmar que nuestro modelo presenta problemas de normalidad y de heteroscedasticidad.

8. Solución a los problemas encontrados en el modelo

No Normalidad de las perturbaciones

La hipótesis de normalidad de la perturbación aleatoria no se utiliza para la obtención de los estimadores MCO, por lo que dichos estimadores seguirán cumpliendo sus propiedades (eficientes, lineales, insesgados y óptimos) aunque la perturbación no sea normal.

El problema surge en los estadísticos t-student y F-Snedecor. Estos los utilizamos para realizar contrastes de hipótesis y siguen distribuciones derivadas de la normal; por lo tanto, ya no seguirán, en general, distribuciones conocidas. Este hecho hace que los estadísticos no sean válidos.

Una forma de corregir la normalidad de las perturbaciones es aplicando logaritmos, aunque este hecho nos cambia la interpretación de los coeficientes. Los hemos incluido en la variable dependiente del modelo, y estos son los valores que nos da el nuevo modelo:

Dependent Variable: LOG(VIAJEROS)

Method: Least Squares Sample: 2008M01 2018M12 Included observations: 132

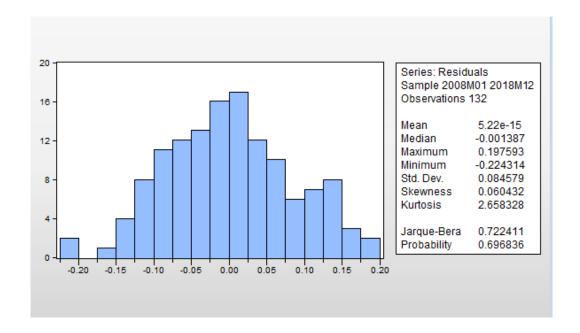
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
PERSONAL ESTABLECIMIENTOS IPH IPC C	-3.89E-07 0.000131 0.009600 -0.001670 12.51435	1.22E-06 2.72E-05 0.002375 0.002178 0.390906	-0.318474 4.804808 4.042084 -0.767018 32.01368	0.7506 0.0000 0.0001 0.4445 0.0000
R-squared Adjusted R-squared S.E. of regression Sum squared resid Log likelihood F-statistic Prob(F-statistic)	0.880927 0.877177 0.085900 0.937116 139.2516 234.8937 0.000000	Mean depende S.D. dependen Akaike info crit Schwarz criteri Hannan-Quinn Durbin-Watson	t var erion on criter.	15.14437 0.245106 -2.034116 -1.924919 -1.989743 1.616091

Para comprobar que ya no existe este problema, realizamos el test de normalidad de Jarque-Bera:

Hipótesis:

 $H_0 = Normalidad$

 $H_1 = No normalidad$



El p-valor es 0,6968, mayor que 0,05, por lo que aceptamos que las perturbaciones de nuestro modelo, ahora sí, siguen una distribución normal.

Heteroscedasticidad

Con el problema de heteroscedasticidad, si aplicamos MCO, los $\hat{\beta}$ siguen siendo lineales, insesgados y consistentes, pero ya no son de mínima varianza. Además, los estadísticos t-student y F-Sendecor dejan de ser válidos.

Para corregir este problema hay diferentes opciones: trabajar con logaritmos en las diferentes variables, transformar el modelo MCO a Mínimos Cuadrados Ponderados y trabajando con la matriz de varianzas y covarianzas de White.

Vamos a trabajar con logaritmos, puesto que ya tenemos estimado el modelo al haberlo utilizado para corregir la normalidad. Realizamos el test de White en el nuevo modelo, y nos da estos valores:

Hipótesis:

 H_0 = Homoscedasticidad

 H_1 = Heteroscedasticidad

Heteroskedasticity Test: White

F-statistic	1.041562	Prob. F(14,117)	0.4180
Obs*R-squared	14.62820	Prob. Chi-Square(14)	0.4040
Scaled explained SS	11.22771	Prob. Chi-Square(14)	0.6681

Obtenemos un p-valor de 0,40, mayor que 0,50. Esto nos lleva a aceptar la hipótesis nula, es decir, hemos corregido la heteroscedasticidad.

9. Análisis comparado otros trabajos

Para introducirnos en el mundo del turismo, comenzamos estudiando los trabajos de Esteban y Reinares (1996) y de Esteban (2004). El primer trabajo se centra en exponer los principales estudios realizados en España sobre la demanda turística. Su objetivo principal es dar a conocer la información recopilada hasta la fecha en estas investigaciones. El segundo trabajo analiza las posibles diferencias existentes en la demanda turística española, a través de los visitantes procedentes de distintos países. Estudia la evolución temporal, factores económicos, la demanda turística con respecto a la renta y a los precios, entre otras.

Sin embargo, para desarrollar el trabajo econométrico, hemos consultado algunos trabajos de fin de grado, relacionados con análisis econométricos del turismo.

Estas lecturas nos han servido para poder forjarnos una idea con respecto a las variables y la serie de datos a utilizar. De todas las variables vistas, finalmente nos decantamos por el número de viajeros como dependiente, ya que es la que parece funcionar mejor a la vista de los modelos con los que finalmente se quedan los autores en los trabajos citados. Así mismo, también pudimos observar que no suponía ningún problema el hecho de introducir dentro del modelo distintas variables que hacían referencias a índices de precios diferentes, como es el caso de IPC e IPH. Y con respecto a las variables independientes, hemos utilizado las que hemos considerado más se ajustaban a nuestro proyecto.

A continuación, haremos un breve resumen del contenido de los mismos, resaltando aquellos aspectos de interés que nos han ayudado o guiado para la realización de este trabajo.

Los trabajos que vamos a exponer se caracterizan porque utilizan como variable dependiente el número de viajeros, y como variables independientes tienen bastantes en común, como el IPC, IPH, tasa de desempleo, número de plazas en los hoteles, tasa de actividad y número de establecimientos abiertos, entre otras. Analizaremos uno a uno lo más significativo de ellos, las series de datos utilizados y los problemas de especificación que detectan y analizan los autores en los modelos.

En el trabajo de Pozo Hernández (2015) se estiman dos modelos con diferente variable dependiente: número de pernoctaciones y número de viajeros. Analiza si éstos cumplen hipótesis clásicas, y ambos presentan problemas de normalidad, heteroscedasticidad e incorrelación. Los modelos presentan un alto valor de R² ajustado, siendo ligeramente superior este valor en el modelo realizado con la variable dependiente número de pernoctaciones. Utiliza datos temporales desde el año 2011 al 2014.

Otro trabajo que hemos estudiado es el de Veganzones González (2015), que utiliza datos temporales desde el año 1999 hasta 2014. Su modelo cumple perfectamente las hipótesis clásicas, es decir, sus estimadores son lineales, insesgados y óptimos. Este estudio es el que más se asemeja a nuestro trabajo, pero se diferencia en que nosotros hemos querido centrar más los años, queriendo abarcar aquellos en los que España sufrió la gran crisis, para poder estudiar con detalle los efectos que tuvo sobre el número de viajeros.

En el trabajo de De la Paz Sastre (2014), el autor se decantó por trabajar con una muestra de datos trasversal del año 2014, para las diferentes comunidades. En este trabajo se detectan problemas de heteroscedasticidad y de linealidad. El problema de

heteroscedasticidad lo trata con tres métodos diferentes: logaritmos, transformando el modelo a mínimos cuadrados ponderados y por último, a través de la matriz de varianzas y covarianzas de White.

También hemos leído otros trabajos, como, por ejemplo, el de Pazos García-Morales (2017), en el que estudia las características de España como receptor turístico y nos ha permitido conocer su evolución.

El trabajo de Pérez García (2007) también lo hemos estudiado, ya que la variable dependiente es el grado de ocupación hotelera, diferente a los anteriores trabajos. Sin embargo, presenta problemas de multicolinealidad y heteroscedasticidad. Este último problema lo trabaja mediante la matriz de varianzas y covarianzas de White, para poder seguir utilizando los estadísticos t-student y F-Snedecor.

Y finalmente, hemos cotejado también otros trabajos estadísticos que se centran en una determinada Comunidad Autónoma, que son los de Cano Urdiales (2014) y Escobar Rincón (2017).

10. Resultados y conclusiones

Comenzamos el trabajo escogiendo las variables independientes que supusimos que tendrían buena relación con la variable dependiente número de viajeros.

Esto lo comprobamos a través de la matriz de correlaciones, en la cual observamos como la variable personal y establecimientos tenían bastante relación, mientras que IPH e IPC, no tanta.

En base a ese estudio, fuimos elaborando diferentes modelos, incluyendo una a una las variables independientes, según la correlación que tienen con la dependiente.

Escogimos finalmente el modelo que incluía todas las variables que habíamos tanteado, ya que es el que mejor valor de R² ajustado nos proporcionó, con un 87,53%. Esto significa que la variabilidad de la variable dependiente viene explicada en un 87,53% por las variables independientes.

Estudiamos si se cumplían las cuatro hipótesis clásicas fundamentales: linealidad, normalidad, homoscedasticidad e incorrelación. Sin embargo, presentaba problemas de normalidad y heteroscedasticidad. Por lo tanto, nuestro modelo no cumplía hipótesis clásicas, sus estimadores no eran lineales, insesgados ni óptimos. Finalmente, conseguimos solucionar estos problemas introduciendo logaritmos en la variable dependiente.

Por último, veremos brevemente una serie de conclusiones:

- El turismo es uno de los sectores que más contribuye a la economía española, al generar un alto volumen de empleo y riqueza del país.
- Con la matriz de correlaciones hemos podido ver que los factores que más relación tienen con el número de viajeros son el personal contratado y el número de establecimientos abiertos.
- Se ha podido observar que la crisis producida en 2008 ha afectado fuertemente al turismo, produciendo una gran caída del número de viajeros y una larga recuperación.
- El resto de variables que se distribuyen de una forma similar a la de número de viajeros, también sufren las mismas fluctuaciones estacionales.

11. Referencias bibliográficas

Páginas web:

Organización Mundial del Turismo (OMT) http://www2.unwto.org/es

Ministerio de Industria, Energía y Turismo http://www.minetur.gob.es/

Turespaña http://www.tourspain.es/

Instituto Nacional de Estadística (INE) http://www.ine.es/

Institutos de Estudios Turísticos (IET) http://www.iet.tourspain.es/

Statista https://es.statista.com/

Noticias de prensa:

Nota de prensa INE, 2018. (Consultado 08-06-2019)

https://www.ine.es/prensa/cst_2017.pdf

Agencia EFE, 2018. (Consultado 08-06-2019)

https://www.efe.com/efe/espana/economia/el-turismo-aporto-172-900-millones-al-pib-espanol-en-2017-un-5-7-mas/10003-3561004

Diario Expansión, 2018. (Consultado 08-06-2019)

http://www.expansion.com/economia/2018/12/18/5c18cf63ca4741c7648b4657.html

Cepyme News, 2018. (Consultado 08-06-2019)

https://cepymenews.es/espana-pais-mundo-donde-turismo-aporta-mas-al-pib-segun-la-ocde/

Ministerio de Economía, 2014. (Consultado 08-06-2019)

 $http://www.mineco.gob.es/portal/site/mineco/menuitem.ac30f9268750bd56a0b0240e02\\6041a0/?vgnextoid=b33e97b5ef274410VgnVCM1000001d04140aRCRD\&vgnextchannel=864e154527515310VgnVCM1000001d04140aRCRD$

Statista, 2018. (Consultado 08-06-2019)

https://es.statista.com/estadisticas/596659/ranking-de-paises-con-mas-llegadas-deturistas-extranjeros-en-el-mundo/

Slide Share, 2014. (Consultado 08-06-2019)

https://es.slideshare.net/PLPR4/turismo1c

Franjomunioz, 2017. (Consultado 11-06-2019)

https://franjomunioz.wordpress.com/2017/01/29/critica-de-la-obra-de-hunziker-y-krap-1942/

Estudio turístico "Turismo y Desarrollo" de Muñoz de Escalona, 1992.

(Consultado 11-06-2019)

http://estadisticas.tourspain.es/img-iet/Revistas/RET-115-1992-pag23-44-69869.pdf

Literatura:

Material docente de Econometría I y II. Asignatura Econometría I y II. Curso 2016-2017. Universidad de Valladolid, Campus de Segovia.

Hunziker, W. y Kurt, K. (1942). "Fundamentos de la Teoría General del Turismo" (consultado a través del estudio turístico "Turismo y Desarrollo" de Muñoz de Escalona de 1992, pp.23-44)

Esteban, A. y Reinares, E. (1996): "La investigación de la demanda turística en España: recopilación y análisis", Estudios turísticos, nº 129, Ed. Instituto de Estudios Turísticos, pp. 81-100.

Esteban, A. (2004): "Modelos de la demanda turística en España: segmentación por países de procedencia", Artículo publicado en el Nº5 de "Las nuevas formas del turismo", Cajamar, pp. 81-101.

Pazos García-Morales, A. (2017). La evolución del turismo en España. Trabajo Fin de Grado, Universidad de Valladolid.

Cano Urdiales, E. (2014). Análisis estadístico de la ocupación turística en Castilla y León. Trabajo Fin de Grado, Universidad de Valladolid.

Pozo Hernández, L. (2015). Modelo econométrico de la demanda turística para España. Trabajo Fin de Grado, Universidad de Valladolid.

11. Referencias bibliográficas

De la Paz Sastre, A. (2015). Modelo econométrico de la demanda turística para España. Trabajo Fin de Grado, Universidad de Valladolid.

Veganzones González, S. (2015). Modelo econométrico del Turismo en España. Trabajo Fin de Grado, Universidad de Valladolid.

Escobar Rincón, I. (2017). Turismo rural en Asturias: Un análisis estadístico. Trabajo Fin de Grado, Universidad de Valladolid.

Pérez García, M. (2007). Análisis econométrico sobre el grado de ocupación hotelera mensual en Andalucía para el periodo 2005-2007. Trabajo Fin de Grado, Universidad de Huelva

ANEXO I

	VIAJEROS	PERSONAL	ESTABLECIMIENTOS	IPH	IPC
2008M01	2.673.147	154.713	12.467	100,00	90,749
2008M02	3.326.713	164.123	13.151	100,00	90,890
2008M03	4.097.905	181.012	14.123	100,00	91,697
2008M04	3.744.345	188.959	14.672	100,00	92,684
2008M05	4.226.211	218.808	15.454	100,00	93,310
2008M06	4.443.768	231.528	16.011	100,00	93,847
2008M07	4.977.811	244.738	16.594	100,00	93,396
2008M08	5.584.157	249.026	16.471	100,00	93,196
2008M09	4.425.435	236.581	16.108	100,00	93,177
2008M10	3.839.709	207.809	14.940	100,00	93,497
2008M11	3.072.911	160.979	13.418	100,00	93,100
2008M12	2.829.046	153.603	12.938	100,00	92,622
2009M01	2.331.000	145.814	12.510	96,90	91,481
2009M02	2.892.445	152.683	13.203	94,41	91,491
2009M03	3.292.594	161.326	13.833	92,39	91,641
2009M04	3.878.166	180.974	15.014	95,36	92,536
2009M05	3.939.334	202.425	15.644	94,11	92,504
2009M06	4.188.954	217.294	16.154	93,45	92,911
2009M07	4.888.672	231.133	16.811	94,04	92,118
2009M08	5.563.505	236.172	16.719	95,09	92,440
2009M09	4.277.206	222.452	16.282	92,65	92,221
2009M10	3.959.267	194.455	15.149	92,85	92,879
2009M11	2.990.558	149.834	13.540	93,30	93,382
2009M12	2.936.381	145.397	13.029	94,63	93,358
2010M01	2.351.307	141.652	12.520	91,16	92,422
2010M02	2.943.090	150.276	13.174	89,66	92,254
2010M03	3.543.609	162.396	13.909	89,26	92,938
2010M04	3.877.568	179.072	14.938	92,39	93,928
2010M05	4.042.148	205.277	15.684	91,74	94,137
2010M06	4.386.962	218.844	16.070	92,63	94,305
2010M07	5.002.604	236.317	16.822	93,38	93,882
2010M08	5.599.468	241.688	16.748	94,56	94,119
2010M09	4.307.901	229.038	16.424	91,61	94,184
2010M10	4.186.876	200.193	15.155	91,32	95,045
2010M11	2.990.886	154.451	13.534	93,12	95,560
2010M12	3.000.911	148.085	13.073	94,39	96,148
2011M01	2.358.110	142.875	12.553	90,32	95,444
2011M02	2.994.483	153.527	13.256	88,79	95,565
2011M03	3.380.332	164.548	13.995	88,38	96,280
2011M04	4.088.344	185.093	15.089	92,16	97,478

2011M05	3.746.751	209.793	15.990	91,52	97,445
2011M06	4.430.197	226.194	16.483	92,83	97,308
2011M07	5.093.546	242.667	17.008	94,27	96,786
2011M08	5.615.032	248.785	16.980	96,15	96,906
2011M09	4.424.189	234.622	16.573	92,55	97,143
2011M10	3.909.150	201.631	15.338	91,63	97,909
2011M11	2.891.744	154.269	13.609	92,73	98,306
2011M12	2.893.004	146.109	13.095	93,18	98,434
2012M01	2.390.674	140.421	12.636	90,24	97,351
2012M02	2.898.921	147.686	13.206	88,57	97,452
2012M03	3.344.772	160.463	14.086	88,24	98,108
2012M04	3.877.984	179.248	15.190	92,01	99,486
2012M05	3.610.640	203.922	15.885	90,91	99,338
2012M06	4.164.269	221.903	16.377	93,34	99,153
2012M07	4.578.014	237.731	17.093	95,30	98,921
2012M08	5.213.797	242.743	16.981	96,63	99,479
2012M09	4.020.495	230.600	16.585	91,84	100,458
2012M10	3.551.117	192.932	15.329	90,28	101,311
2012M11	2.730.498	145.065	13.531	90,89	101,186
2012M12	2.644.571	138.708	13.045	91,63	101,257
2013M01	2.107.452	133.194	12.473	89,31	99,963
2013M02	2.543.898	140.091	12.938	87,25	100,136
2013M03	3.596.941	158.298	14.194	87,85	100,488
2013M04	3.107.991	168.459	14.829	88,07	100,864
2013M05	3.678.011	200.512	15.760	89,85	101,050
2013M06	4.109.160	218.875	16.225	93,26	101,199
2013M07	4.622.498	234.376	16.952	96,00	100,677
2013M08	5.426.618	238.807	16.784	97,19	100,990
2013M09	4.055.351	227.463	16.474	93,11	100,801
2013M10	3.529.310	191.262	15.098	90,05	101,210
2013M11	2.962.040	142.685	13.338	90,37	101,421
2013M12	2.830.104	137.518	12.794	91,71	101,512
2014M01	2.188.084	132.806	12.259	89,60	100,162
2014M02	2.739.686	138.840	12.780	87,55	100,118
2014M03	3.161.425	152.534	13.611	86,77	100,342
2014M04	3.840.663	174.466	14.974	91,46	101,235
2014M05	3.901.968	205.742	15.939	91,58	101,258
2014M06	4.270.431	223.538	16.536	94,23	101,286
2014M07	4.798.578	236.124	16.876	96,66	100,334
2014M08	5.684.286	241.423	16.807	100,03	100,492
2014M09	4.271.468	230.711	16.591	95,33	100,645
2014M10	3.801.189	195.566	15.183	92,13	101,114
2014M11	2.962.597	143.193	13.183	91,29	101,044
2014M12	3.062.373	138.275	12.572	92,41	100,455
2015M01	2.393.392	133.822	11.965	91,59	98,841

2015M02	2.878.965	141.714	12.544	88.71	99,043
2015M03	3.490.443	156.353	13.419	91,39	99,676
2015M04	4.031.142	178.952	14.874	94,09	100,592
2015M05	4.102.767	210.054	15.699	95,31	101,073
2015M06	4.587.906	231.177	16.333	99,78	101,343
2015M07	5.175.659	245.873	16.826	102,45	100,402
2015M08	5.945.162	249.760	16.836	105,06	100,068
2015M09	4.504.038	237.346	16.456	99,53	99,761
2015M10	4.137.843	203.116	15.117	97,68	100,399
2015M11	3.055.877	147.754	13.059	95,54	100,767
2015M12	3.220.404	143.599	12.387	97,31	100,472
2016M01	2.618.022	139.860	12.076	94,49	98,556
2016M02	3.191.750	148.063	12.691	95,12	98,208
2016M03	4.110.169	169.891	13.991	95,54	98,838
2016M04	3.755.761	185.437	14.894	97,20	99,531
2016M05	4.197.064	223.688	15.835	100,43	100,074
2016M06	4.723.090	243.807	16.446	105,28	100,537
2016M07	5.504.356	259.030	16.929	110,24	99,806
2016M08	5.993.466	263.363	16.954	112,25	99,934
2016M09	4.672.782	251.979	16.609	105,26	99,939
2016M10	4.358.634	217.314	15.177	102,39	101,081
2016M11	3.186.298	154.656	12.996	100,14	101,447
2016M12	3.231.853	150.107	12.511	101,82	102,049
2017M01	2.655.015	146.069	12.109	100,87	101,488
2017M02	3.157.734	156.596	12.779	98,85	101,122
2017M03	3.706.176	171.370	13.680	98,62	101,101
2017M04	4.688.384	200.631	15.097	106,54	102,073
2017M05	4.177.945	237.425	15.938	107,80	102,011
2017M06	4.785.681	255.422	16.438	114,78	102,055
2017M07	5.453.609	270.294	16.920	118,10	101,351
2017M08	5.970.747	275.026	16.977	119,77	101,553
2017M09	4.762.659	262.683	16.429	111,94	101,730
2017M10	4.302.582	228.846	15.198	108,22	102,668
2017M11	3.340.928	161.152	13.023	104,49	103,137
2017M12	3.461.708	155.368	12.444	106,29	103,184
2018M01	2.743.159	148.422	11.931	104,11	102,071
2018M02	3.211.086	158.437	12.515	102,12	102,208
2018M03	4.127.149	179.888	13.753	103,36	102,329
2018M04	4.154.286	202.346	14.891	105,59	103,174
2018M05	4.239.549	243.135	15.773	109,12	104,104
2018M06	4.875.692	260.210	16.543	116,74	104,376
2018M07	5.373.549	275.651	16.966	119,49	103,628
2018M08	6.188.978	279.418	16.840	120,48	103,776
2018M09	4.834.460	268.316	16.440	112,60	104,029
2018M10	4.358.418	235.892	15.192	109,77	104,991

2018M11	3.533.107	164.583	13.001	107,00	104,876
2018M12	3.484.893	159.022	12.477	106,94	104,405