

El Brexit y la tasa de cambio Euro/Libra esterlina

The Brexit and the exchange rate Euro / British Pound

Dr. Agustín ALONSO RODRÍGUEZ

Real Centro Universitario

“Escorial-María Cristina”

San Lorenzo del Escorial

Resumen: En este trabajo se presenta un modelo no lineal para el estudio y posterior previsión de la evolución de la tasa de cambio Euro/Libra Esterlina, como consecuencia de la situación creada por el Brexit.

Abstract: In this paper a nonlinear model is presented for the evolution and posterior prevision of the exchange rate Euro/British Pound, as a consequence of the Brexit.

Palabras clave: Brexit, Libra Esterlina, Banco Central Europeo (BCE), tasa de cambio, modelos no lineales, estados evolutivos de una variable, modelos TAR, valor frontera, programa R, paquetes estadísticos TSA y tsDyn.

Keywords: Brexit, British Pound, exchange rate, European Central Bank (ECB), nonlinear models, TAR models, threshold variable, statistical program R, statistical packages TSA and tsDyn.

Sumario:

- I. Introducción.**
- II. Algunas características de las series temporales financieras.**
- III. Modelos no lineales para el análisis de las series temporales financieras.**
- IV. Los datos.**

V. El software utilizado.

VI. El modelo SETAR(2,1,1).

VII. Previsión de la evolución de la tasa mensual de cambio Euro /Libra Esterlina.

VIII. Conclusiones.

IX. Bibliografía.

Recibido: septiembre 2016.

Aceptado: noviembre 2016.

I. INTRODUCCIÓN

El 23 de junio de 2016, Gran Bretaña decidió salir de la Unión Europea: el Brexit. El 52% de los británicos, frente al 48% de sus conciudadanos, optó por abandonar la UE. La situación que se ha creado es susceptible de múltiples enfoques. Dejando de lado las consecuencias políticas, económicas y sociales, en este trabajo nos aventuramos en adelantar el comportamiento de la tasa de cambio Euro/Libra Esterlina hasta diciembre de 2017, utilizando un modelo no lineal de series temporales.

En el ámbito del análisis empírico de las series temporales financieras, está asentada la idea de que estas series temporales presentan características de carácter no lineal.

Aunque la teoría económica en el ámbito financiero no ofrece razones que motiven un planteamiento no lineal para los modelos, sin embargo, los datos, en sí mismos, son suficientemente informativos en favor de un tratamiento no lineal de los mismos.

Franses y Van Dijk (2000) sobre la base de una amplia experiencia en predicción, mantienen que los modelos lineales no generan predicciones fiables. Por supuesto, estos autores reconocen que los modelos no lineales por sí mismos, no generan de manera automática, predicciones fiables, pero abogan por darles una oportunidad.

El análisis de las series temporales no lineales comienza en torno a los últimos años de 1970, motivado por el estudio de series temporales reales.

Hay que señalar también, que la gran variedad de modelos no lineales suponen un primer reto a dilucidar. Una vez más, en el ámbito de la física, se han desarrollado notablemente estos estudios. En este sentido merece citarse el proyecto y programa TISEAN, que enfoca el análisis de las series temporales no lineales sobre el paradigma del caos determinista. (Hegger et al., 1999). En el entorno del programa R, el paquete *tsDyn* acerca y hace operativa y accesible la filosofía TISEAN.

Más próximo a la estadística y la econometría hay que citar la obra de Howell Tong *Non-Linear Time Series: A Dynamical System Approach* (1990) y su paquete *STAR*, que hace operativo las ideas del libro. El paquete *STAR* no existe en la actualidad, si bien, el software que acompaña a la obra de Jonathan D. Cryer y Kung-Sik Chan: *Time Series Analysis with Applications in R* (2008), el paquete *TSA*, se puede considerar una versión actualizada y, en cierto modo, sustitutiva de *STAR*.

II. ALGUNAS CARACTERÍSTICAS DE LAS SERIES TEMPORALES FINANCIERAS

Siguiendo a Franses y Van Dijk cabe mencionar las siguientes:

- 1.- Comportamiento asimétrico. Altos rendimientos negativos aparecen más frecuentemente que los altos rendimientos positivos, lo que no se esperaría con datos de distribución normal.
- 2.- Los altos rendimientos negativos son, con frecuencia, preludio de periodos de alta volatilidad.
- 3.- Los datos atípicos oscurecen o dificultan la inferencia con los modelos lineales, mientras que un modelo no lineal puede acomodar mejor estos valores atípicos.
- 4.- Los altos rendimientos aparecen en *clusters*.

Estas características parecen requerir modelos de comportamiento no lineal, aunque no sea más que por el hecho de que los modelos lineales no generan estos comportamientos (Franses y Van Dijk, 2000, p.19). Además, desde el punto de vista empírico, los modelos lineales son menos útiles a la hora de la predicción *out-of-sample*.

III. MODELOS NO LINEALES PARA EL ANÁLISIS DE LAS SERIES TEMPORALES FINANCIERAS

Una dificultad inicial, ya mencionada, la constituye la gran variedad de estos modelos. La justificación “natural” para la existencia de los modelos no lineales obedece al hecho de considerar regímenes o estados distintos para el comportamiento dinámico de las variables económicas, y suponer que dicho comportamiento depende del régimen o estado que sigan las variables económicas, en un momento determinado del tiempo.

Por este comportamiento dinámico se entiende que ciertas propiedades de las series temporales, como por ejemplo, la media, la función de autocovarianza/

autocorrelación sea diferente en función del régimen en que se encuentre la serie, y además se entiende que este comportamiento de los regímenes es de naturaleza estocástica. (Franses y Van Dijk, o. c., p. 69).

Desde un punto de vista económico, es natural suponer que las autoridades monetarias intervengan en la tasa de cambio de las monedas como reacción ante devaluaciones o apreciaciones de sus respectivas monedas, ello conlleva la existencia de diferentes regímenes, estados o situaciones, y, en este caso, el nivel de la tasa de cambio, más que el cambio en la tasa de cambio, sea quien determine los distintos regímenes.

Dado que las autoridades monetarias pueden alterar el tipo de cambio de su moneda, aquí suponemos que un modelo autoregresivo AR lineal es aplicable en cada régimen.

Los modelos disponibles se diferencian en la forma de tratar la evaluación de los regímenes. A grandes rasgos, cabe distinguir dos tipos de modelos:

- 1.- modelos que consideran que el régimen viene caracterizado por una variable observable, y,
- 2.- modelos que consideran que el régimen viene caracterizado no por una variable observable sino por un proceso no observable. Al no ser posible tener la seguridad de su ocurrencia, sólo cabe asignar probabilidades a los posibles regímenes.

Nos limitaremos al primer caso. Y, por simplicidad, consideraremos la existencia de dos regímenes posibles, centrados en torno a la variable observable q_t en el momento t . Son los modelos TAR: *threshold autoregressive models*. Tong (1990), Tong y Lim (1980).

Un modelo TAR supone que el régimen o estado viene determinado por un valor concreto de la variable q_t , que podemos denominar c .

Un caso especial se tiene cuando q_t es el valor retardado de la serie temporal, es decir:

$q_t = y_{t-d}$ para $d > 0$. En este caso, el régimen viene determinado por la propia serie temporal y_t y el modelo recibe el nombre de SETAR (*self exciting TAR*).

Si $d = 1$, un AR(1) se supone que es el generador de ambos regímenes, de ahí el nombre de modelo de dos regímenes SETAR(2,1,1). Cabe formularlo como:

$$y_t = \begin{cases} \phi_{0,1} + \phi_{1,1}y_{t-1} + \varepsilon_t; & \text{si } y_{t-1} \leq c \\ \phi_{0,2} + \phi_{1,2}y_{t-1} + \varepsilon_t; & \text{si } y_{t-1} > c \end{cases} \quad (1)$$

Por el momento $\varepsilon_t \sim iid(0, \sigma_\varepsilon^2)$. El modelo SETAR supone que la frontera entre ambos regímenes es el valor concreto c de la variable *threshold* y_{t-1} .

Si la transición entre regímenes se establece mediante una función continua, tenemos el modelo STAR, (*smooth* TAR), y si la función de transición entre regímenes es la logística, tenemos el modelo LSTAR. Los modelos mencionados son capaces de representar una gran variedad de diferentes estados, regímenes o situaciones.

El modelo autoregresivo AR para cada régimen es susceptible de tener más retardos, dando así lugar a los modelos SETAR de mayor orden.

IV. LOS DATOS

EN NUESTRO ESTUDIO, la serie temporal que recoge la tasa de cambio Euro/Libra Esterlina: EURO/GBP (Great Britain Pound), está tomada del Banco Central Europeo. El BCE comienza la serie el primero de enero de 1999, un año antes de la entrada en vigor del Euro. El Banco tiene, además de la tasa de cambio diaria, otras series con diferentes frecuencias: la media mensual, el valor de cierre mensual, medias trimestrales, y medias anuales.

Como nuestro objetivo es vislumbrar la evolución de la tasa de cambio Euro/Libra, y no predecir la evolución de la tasa diaria, se utilizará la serie de medias mensuales desde enero del 1999 hasta el 17 de octubre de 2016. Es decir desde enero de 1999 hasta septiembre de 2016. Un total de 213 cotizaciones. La representación gráfica de la serie viene dada en la figura 1.

En el eje vertical están la media de las unidades de euro intercambiadas por libra. Se nota una apreciación del euro frente a la libra, si bien, como muestra la escala vertical, los cambios son en céntimos.

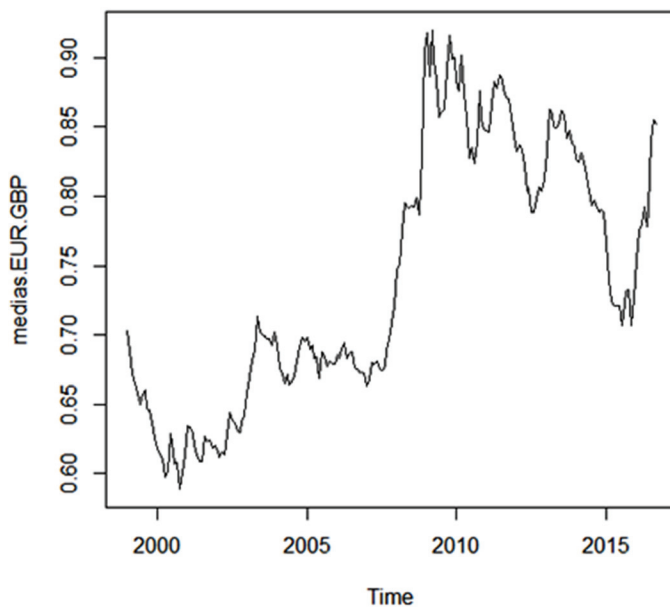


Figura 1

V. EL SOFTWARE UTILIZADO

En el entorno del programa R, han sido dos los paquetes utilizados: tsDyn y TSA, si bien en este trabajo sólo recogemos los resultados con el paquete TSA, por Kung-Sik Chan y Brian Ripley.

VI MODELO SETAR(2,1,1)

Lo primero a considerar es la linealidad o no linealidad de nuestra serie. Existen varios contrastes estadísticos al respecto. El contraste de Tsay (1986, 2010) rechaza la hipótesis nula de que nuestra serie es lineal. No obstante, como señalan Cryer y Chan (2008, p. 400), conviene hacer un contraste de máxima verosimilitud con un modelo TAR como alternativa.

En nuestro caso, considerando los retardos del 1 al 5, obtenemos

	[,1]	[,2]	[,3]	[,4]	[,5]
d	1.000	2.000	3.000	4.000	5.000
test statistic	16.577	22.510	17.856	13.684	22.269
p.value	0.015	0.001	0.009	0.045	0.001

A la vista de los valores *p.value*, se rechaza la hipótesis nula en favor de la no linealidad presente en el modelo TAR. Y dado que el valor máximo del estadístico es 22.510, correspondiente a un retardo $d=2$, este es nuestro punto de partida.

Por razones de espacio no se muestran los análisis hasta llegar a nuestro mejor modelo: el SETAR(2,1,1), es decir un modelo TAR de dos regímenes, y con un coeficiente AR en el régimen inferior y otro en el superior.

La estimación de este modelo arroja los resultados siguientes:

```
mod.setar.1 = tar(medias.ts,p1=1,p2=1,d=2,a=0.1,b=0.9,print=T)
time series included in this analysis is: medias.ts
SETAR(2, 1 , 1 ) model delay = 2
estimated threshold = 0.7029 from a Minimum AIC fit with
thresholds
searched from the 10 percentile to the 90 percentile of
all data.
The estimated threshold is the 49.8 percentile of
all data.
lower regime:
Residual Standard Error=0.0092
R-Square=0.9998
F-statistic (df=2, 103)=271520.3
p-value=0
```

	Estimate	Std.Err	t-value	Pr(> t)
intercept-medias.ts	0.0179	0.0186	0.9624	0.3381
lag1-medias.ts	0.9733	0.0282	34.5177	0.0000

```
(unbiased) RMS
8.414e-05
with no of data falling in the regime being
medias.ts 105
```

```
(max. likelihood) RMS for each series (denominator=sample size
in the regime)
medias.ts 8.254e-05
```

```
upper regime:
Residual Standard Error=0.0172
R-Square=0.9996
F-statistic (df=2, 104)=121028.8
p-value=0
```

	Estimate	Std.Err	t-value	Pr(> t)
intercept-medias.ts	0.0557	0.0255	2.1868	0.031
lag1-medias.ts	0.9337	0.0309	30.1887	0.000


```
(unbiased) RMS
0.0002974
with no of data falling in the regime being
106
```

```
(max. likelihood) RMS for each series (denominator=sample size
in the regime)
0.0002918
```

```
Nominal AIC is -1241
>
```

Resumiendo esta información, el valor frontera estimado de separación entre ambos regímenes es: 0.7029, correspondiente al 49.8 percentil de la serie. En el régimen inferior se encuentran 105 observaciones, y el en régimen superior 106 observaciones.

En el formato de sistema presentado anteriormente en (1), podemos escribir:

$$y_t = \begin{cases} 0.0179 + 0.9733y_{t-1} + \hat{e}_1; & \text{si } y_{t-1} \leq 0.7029 \\ 0.0557 + 0.9337y_{t-1} + \hat{e}_2; & \text{si } y_{t-1} > 0.7029 \end{cases} \quad (2)$$

O por separado,

$$y_t = 0.0179 + 0.9733y_{t-1} + \hat{e}_1 \\ (0.0186) \quad (0.0282)$$

Y para el régimen superior

$$y_t = 0.0557 + 0.9337y_{t-1} + \hat{e}_2 \\ (0.0255) \quad (0.0309)$$

entre () los errores estándar.

Como consecuencia de estos resultados podemos particionar nuestra serie como aparece en la figura 2.

Los residuos de este modelo SETAR(2,1,1) muestran un comportamiento aceptable, lo que permite pasar a la fase de previsión, desde octubre de 2016 a diciembre 2017.

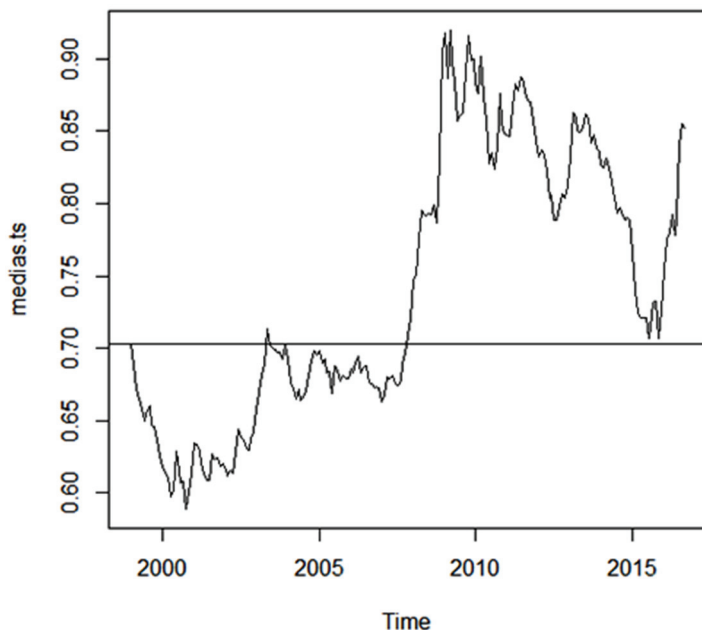


Figura 2

VII. PREVISIÓN DE LA EVOLUCIÓN DE LA TASA MENSUAL DE CAMBIO EURO/LIBRA ESTERLINA

Para facilitar las comparaciones, reproducimos las últimas observaciones de nuestra serie mensual de medias, desde el mes de junio de 2016, fecha del Brexit, hasta el mes de septiembre de 2016:

	Jun	Jul	Aug	Sep
2016	0.79049	0.84106	0.85521	0.85228

Y las quince previsiones de nuestra serie mensual de medias de la tasa de cambio EUR/GBP, desde octubre 2016 a diciembre 2017, con la banda de confianza del 95% viene recogida en la siguiente tabla:

	Lim.Inferior	Previsión	Lim.Superior
1-step	0.8181505	0.8525280	0.8851473
2-step	0.8012072	0.8517114	0.8990942
3-step	0.7915886	0.8504685	0.9077848
4-step	0.7894966	0.8513323	0.9109225
5-step	0.7831355	0.8486478	0.9173908
6-step	0.7751704	0.8493702	0.9161349
7-step	0.7735265	0.8493438	0.9207336
8-step	0.7715845	0.8494390	0.9202319

9-step	0.7714876	0.8465652	0.9282062
10-step	0.7711607	0.8482125	0.9235338
11-step	0.7709083	0.8468406	0.9291659
12-step	0.7658546	0.8484041	0.9280962
13-step	0.7656073	0.8483945	0.9356715
14-step	0.7617090	0.8461159	0.9380426
15-step	0.7596468	0.8469517	0.9365340

Tabla que vienen representada en la figura 3. De nuevo, señalar que la escala vertical son céntimos.

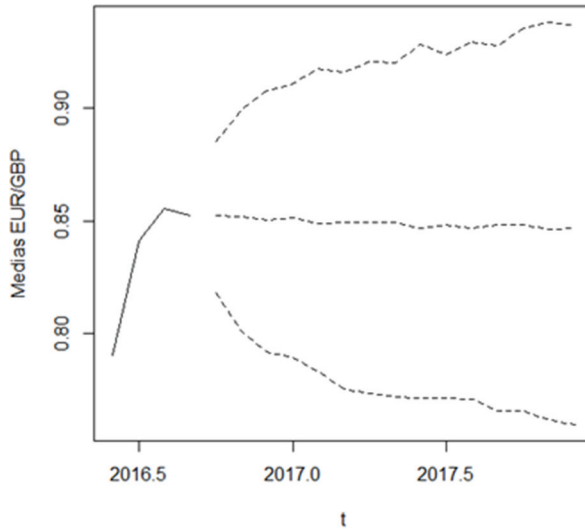


Figura 3

VIII. CONCLUSIONES

El modelo estimado no lineal SETAR(2,1,1) nos ofrece unas previsiones de la media mensual de la tasa de cambio EUR/GBP que se ven muy poco afectadas por el Brexit del 23 de junio de 2016.

El valor medio de la tasa de cambio Euro/Libra Esterlina en dicho mes fue 0.79049, y la serie de previsiones de esta tasa media de cambio hasta diciembre de 2017, presenta los siguientes estadísticos:

Min.	1st Qu.	Median	Mean	3rd Qu.	Max.
0.8461	0.8476	0.8486	0.8490	0.8500	0.8525

Lo que permite afirmar que los efectos del Brexit sobre la tasa mensual de cambio son más bien pequeños.

Por último, señalar que la cotización de la tasa de cambio Euro/Libra Esterlina el día 23 de junio fue: 0.76595, y el 24 de junio: 0.80750.

IX. BIBLIOGRAFÍA

- DOUC, R., MOULINES, E., y STOFFER, D. S., *Nonlinear Time Series, Theory, Methods and Applications with R Examples*, CRC Press, Boca Raton, 2014.
- CHAN, K-S. , y RIPLEY, B., *TSA, Time Series Analysis*. R package version 1.01. <https://CRAN.R-project.org/package=TSA> (2012), (versión del 19-2-2015).
- CRYER, J.D., y CHAN, K-S., *Time Series Analysis With Applications in R*, Springer, New York, 2008.
- FABIO DI NARZO, ANTONIO, AZNARTE, JOSÉ LUIS y STIGLER, MATTHIEU, *tsDyn: Time series analysis based on dynamical systems theory*, 2009; <https://CRAN.R-project.org/package=tsDyn> (2015), (versión del 22-5-2016).
- FRANCES, P.H Y VAN DIJK, D., *Non-linear time series models in empirical finance*, Cambridge University Press, New York, 2000.
- HEGGER, R., KANTZ, H., y SCHREIBER, T., Practical implementation of nonlinear time series methods: The TISEAN package, *Chaos*, 9, 2, 413 - 435, 1999.
- MATTHIEU, STIGLER, *tsDyn: Threshold cointegration: overview and implementation in R*, Cf. <https://CRAN.R-project.org/package=tsDyn> (2010), (versión del 22-05-2016).
- R CORE TEAM. R., *A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing*, Vienna, Austria. URL <https://www.R-project.org/>. 2016.
- TONG, H., *Non-linear Time Series, A Dynamical System Approach*, Oxford University Press, Oxford, 1990.

- TONG, H., y LIM, K. S., “Threshold autoregression, limit cycles and cyclical data (with discussion)”, en *Journal of the Royal Statistical Society, Series B*, 42 (1980) 245 - 292.
- TSAY, R. S., “Nonlinearity tests for time series”, en *Biometrika*, 73 (1986) 461-466.
- TSAY, R. S., *Analysis of Financial Time Series*, Wiley, Hoboken, 2010.
- ZIVOT, E. Y WANG, J., *Modeling Financial Time Series with S-PLUS*, segunda ed., Springer, New York, 2006.

