ARTÍCULO ORIGINAL

Previsión de tipos de cambio. Utilización del E-Views para el contraste de técnicas

Forecast of Exchange Rates. Use of E-Views for the Contrast of Techniques

Fidel de la Oliva de Con, María Solís Corvo,¹ Lázaro Peña Amat^{II}

¹Universidad de La Habana, Cuba.

^{II} Banco Exterior de Cuba, La Habana.

Resumen

El artículo se inscribe entre las investigaciones de la Facultad de Contabilidad y Finanzas de la Universidad de La Habana sobre gestión de riesgos financieros y, en particular, del riesgo cambiario. Forma parte de las publicaciones del Dr. Fidel de la Oliva de Con sobre el tema, específicamente en lo relacionado con la previsión del comportamiento de los tipos de cambio como base para una adecuada estrategia de cobertura del riesgo provocado por las fluctuaciones de esta variable. El objetivo del estudio, y que lo distingue de los precedentes, consiste en proveer al lector de instrucciones que guíen el manejo del *software* estadístico E-Views para el pronóstico de los tipos de cambio, a partir del contraste de tres técnicas: el alisamiento exponencial, los modelos ARIMA y los modelos ARCH-GARCH.

Palabras clave: previsión, riesgo cambiario, tipos de cambio.

Abstract

The article is part of the investigations of the School of Accounting and Finance of the University of Havana on financial risk management and, in particular, on exchange risk. It is part of the publications of Dr. Fidel de la Oliva de Con on the subject, specifically in relation to forecasting the behavior of exchange rates as a basis for an adequate strategy to hedge the risk caused by the fluctuations of this variable. The objective of the study, and that distinguishes it from the previous ones, is to provide the reader with instructions that guide the management of statistical software E-Views for the forecast of exchange rates, based on the contrast of three techniques: the exponential smoothing, the ARIMA models and the ARCH-GARCH models.

Keywords: forecast, currency risk, exchange rates.

Introducción

El presente artículo da continuidad a las investigaciones dirigidas por el Dr. Fidel de la Oliva de Con, Profesor Titular de la Facultad de Contabilidad y Finanzas de la Universidad de La Habana, sobre gestión del riesgo cambiario. Entre sus publicaciones recientes en este campo se destacan los artículos «Proyección de la tendencia del tipo de cambio del dólar norteamericano» (2014) y «Aproximación a la metodología Box-Jenkins para la predicción del tipo de cambio EUR-USD» (2016),¹ así como el libro *Gestión del riesgo financiero internacional* (2016).

El aporte fundamental del presente estudio, y que constituye su objetivo fundamental, consiste en proveer al lector de instrucciones que le faciliten la utilización del paquete estadístico E-Views, en función del contraste de tres técnicas de previsión del tipo de cambio: el alisamiento exponencial, los modelos ARIMA y los modelos ARCH-GARCH. Aunque las limitaciones de espacio obligan a una exposición sintetizada, el lector interesado puede dirigirse a los autores o consultar la tesis de maestría referida. El procedimiento que se expondrá está estructurado en tres partes que, a su vez, coinciden con los epígrafes que componen el texto:

- 1. Preparación de la información.
- 2. Determinación de la estimación puntual y por intervalos.
- 3. Comparación de los resultados y selección del modelo.

1. Preparación de la información

En esta etapa, una interrogante se relaciona con la frecuencia con que se desea trabajar (diaria, mensual, trimestral, semestral o anual), selección que estará sujeta al objeto de estudio que se haya propuesto el analista. En el presente trabajo, se presupone un pronóstico continuo de la serie, por lo que se sugiere una frecuencia diaria.

Otra interrogante se relaciona con la selección del periodo de tiempo de las observaciones pasadas de la serie, dirigida a la intención de realizar el pronóstico. En tal sentido, se recomienda extraer su componente cíclico, que recoge las fluctuaciones, cuya periodicidad es mayor al año pero inferior al largo plazo, de manera que se pueden constatar periodos de auge y crisis en ese rango de tiempo. Cabe señalar que el ciclo es uno de los componentes inobservables de las series de tiempo, al igual que la tendencia, la estacionalidad y el componente irregular.

Para obtener los periodos cíclicos, se utiliza el filtro de Christiano y Fitzgerald, que se sustenta en la capacidad de aislar el componente de alta volatilidad indeseado, para un estudio más apropiado de los ciclos económicos. Puede definirse como una media móvil en la que el ciclo surge de la expresión:

$$C_t = \sum_{j=t-T}^{t-1} c_j Y_{t-j}$$

Con respecto a la función de pérdida, según el filtro, no todas las frecuencias deben estar ponderadas del mismo modo, sino que se deberían ponderar con más peso aquellas que son más importantes en la variabilidad de la serie, lo que se logra a partir de la incorporación del espectro poblacional de la serie original.

Por su parte, el horizonte temporal objeto de previsión dependerá de las necesidades del especialista. No se recomiendan pronósticos a muy largo plazo, debido a que las series financieras son muy volátiles y cualquier noticia o expectativa en el mercado puede cambiar, significativamente, el curso de la variable.

Si los datos originales se obtuvieran en formato Excel, primero se debe hacer una importación al E-Views. En este paso, después de abierto el programa (<file/new/workfile>), se despliega un recuadro en el que operador selecciona la frecuencia con que va a trabajar (<frequency>). Posteriormente, se definen las fechas de entrada, inicio (<start date>) y fin (<end date>), con el formato mes/día/año, de manera que se abarque el periodo comprendido hasta la fecha de pronóstico. Luego, en <file/import/import from file>, se selecciona el fichero de Excel con los datos que se desean importar al E-Views. La literatura recomienda trabajar con las series de tiempo logarítmicas, con el propósito de contraer la escala y disminuir la variabilidad. Ello es posible en <quick/generate series>. Se abre una ventana y, en el recuadro <enter equation>, se teclea la fórmula del siguiente modo: nombre que se desea otorgar a la serie resultante = log (nombre de la serie en análisis) y se marca <ok>.

Una vez definido el periodo de tiempo con que se va a trabajar para realizar el pronóstico, se debe realizar una breve caracterización de la serie. Para ello, se elabora un gráfico de líneas (<view/graph/line>) en el que se pueda visualizar todo el comportamiento en el periodo y se refleja si existe tendencia, las altas y bajas y si hay dispersión, o sea, volatilidad.

El especialista deberá investigar las causas que originaron las principales variaciones o la baja. De esta forma, se estima si los motivos son de carácter ocasional o de larga permanencia en el tiempo. A continuación, se calcula la media aritmética, medida de tendencia central, cuyo resultado se ve afectado cuando la serie presenta una dispersión significativa debido a los valores extremos.

Seguidamente, se calcula la desviación típica, que refleja la dispersión absoluta de los datos alrededor de la media, en la misma unidad de medida en que se encuentran los datos originales. Por último, se calcula el coeficiente de variación, que constituye una medida de dispersión relativa, representa el cociente de la desviación típica sobre la media aritmética de los datos y expresa la dispersión de los datos alrededor del promedio. Así, el especialista puede obtener una primera aproximación de la seria que analiza.

Los cálculos de estas medidas descriptivas pueden ser realizados en Excel, pues este *software* contiene funciones para ello que viabilizan el trabajo (<promedio> para el cálculo de la media aritmética y <desvest.m> para el de la desviación típica). Para determinar el coeficiente de variación, se determina el cociente y, al graficar los resultados, se aprecian las propiedades de la serie objeto de estudio.

Asimismo, es posible activar otra opción muy interesante para estos análisis. En <inicio/opciones/complementos/administrar> se selecciona <complementos de Excel> y se presiona <ir>, en la ventana que se abre, se marca <herramientas para análisis> y <aceptar>. Inmediatamente, en la pestaña <datos> de la barra de herramientas se selecciona la opción <análisis de datos>.

2. Determinación de la estimación puntual y por intervalos

2.1. Alisamiento exponencial Holt Winters

Con la serie en logaritmo, se selecciona la opción <proc/exponential smoothing> y se abre una pantalla. En el recuadro <smoothing method>, se selecciona el método multiplicativo o aditivo (<smoothing parameters>), donde se tienen α , β y γ , que toman valores entre 0 y 1, de manera que representan la media, la tendencia y la estacionalidad que ajustan y definen la ecuación. Por otro lado, aparece el recuadro <smoothed series>. Por defecto, E-Views proporciona un nombre para guardar la serie estimada que puede ser cambiado por el especialista. Finalmente, se halla el recuadro <cycle for seasonal>, que también contiene un valor por defecto que, a criterio del especialista, puede ser modificado. Se recomienda no alterar los valores propuestos por el programa, pues son los que mejor reflejan el comportamiento de los datos con fines de pronóstico.

Para guardar las tablas de salida obtenidas del procesamiento de la operación, se selecciona, con ellas abiertas, <freeze/name>, y se abre una pantalla en la que se teclea el nombre con el que se desea guardar en el recuadro <name to identify object>. El modelo a seleccionar será aquel que presente menor raíz del error cuadrático medio (<root mean squared error>), por su relación con el error de predicción. Este dato se observa en la tabla de salida al aplicar cada uno de los métodos.

Una vez definido el modelo que mejor ajusta los datos, se procede a calcular el antilogaritmo para llevar el pronóstico de la serie a su escala inicial. Para realizar esta transformación, en <quick/generate series>, en el recuadro <enter equation>, se teclea la fórmula como sigue: nombre que se desea otorgar a la serie resultante = @exp (nombre del pronóstico de la serie seleccionada al aplicar alisamiento). Posteriormente, se aplica ese antilogaritmo y se estima el intervalo de confianza en torno al valor original. Para ello, se calculan los límites inferiores y superiores, mediante el establecimiento de nivel de confiabilidad para el modelo. La literatura recomienda procesar los datos con

un 95 % de confiabilidad; no obstante, ese porcentaje puede ser determinado por el especialista.

Para su cálculo, se busca <quick/generate series>, se abre una ventana y, en el recuadro <enter equation>, se teclea la fórmula del siguiente modo: nombre que se desea conceder a la serie resultante = nombre del pronóstico puntual de la serie a la cual se va a calcular el límite +/- 1.96 * la raíz del error cuadrático medio determinado anteriormente. El signo positivo o negativo se coloca en dependencia del límite que se calcula (+ superior, - inferior). El valor de 1,96 variará según el porciento con que se trabaje (95 % de confiabilidad). La constante sería de 1,64 para un 90 % y de 1,28 para un 80 %. Estos valores se obtienen en la tabla de la distribución de probabilidad normal. Así, se logra una estimación puntual, el valor con mayor probabilidad de ocurrencia y una estimación por intervalo, factores asociados a un nivel de confiabilidad prefijado.

2.2. Modelación ARIMA, Box Jenkins

Para aplicar Box Jenkins, es preciso verificar el cumplimiento del supuesto de estacionariedad, es decir, la serie tiene que fluctuar, de manera aleatoria, alrededor de un valor fijo que, generalmente, es la media. Para comprobar su cumplimiento, se utiliza un gráfico de líneas, que se obtiene con la serie en logaritmo abierta, mediante la selección de <view/graph/line>.

Al observar el comportamiento de la serie en el gráfico, se puede comprobar si se cumple el supuesto. Si la dispersión de los valores refleja oscilaciones altas y bajas y no giran alrededor de su centro, se entiende que no hay estacionariedad, lo que se traduce en una serie volátil.

Seguidamente, se construye el correlograma de la serie en logaritmo a nivel (<view/correlogram>) y se selecciona <level>. Esta es la primera etapa del procedimiento de modelización Box-Jenkins y se lleva a cabo a través de las funciones de autocorrelación (AC) y de autocorrelación parcial (PAC), cuya representación gráfica permite la caracterización del proceso generado de los datos, así como la determinación del modelo. Si las barras de AC van disminuyendo lentamente hacia cero, es posible evidenciar el incumplimiento del supuesto básico.

Para validar el resultado obtenido al visualizar el gráfico de líneas y el correlograma, se propone la aplicación de las pruebas de Raíz Unitaria de Dickey-Fuller y Phillips- Perron. Con la serie abierta (<view/unitroot test>), se abre una pantalla. Luego, se selecciona la prueba en las ventanas <test type> y <test forunitroot in> y se pulsa <level>. Este parámetro se determina porque la serie está a nivel, por lo que no se aplica transformación alguna.

En <included in test equation> se elige si se incluyen en la ecuación: el intercepto (<intercept>), la tendencia e intercepto (<trend and intercept>) o ninguna de las dos alternativas (<none>). El resto de los datos queda como lo muestra el E-Views por defecto. Al pulsar <ok>, se presenta la salida de máquina. Si el valor mostrado en la probabilidad marginal *prob.** es mayor que $\alpha = 0.05$, se confirma el incumplimiento de estacionariedad, o sea, existe volatilidad. De no cumplirse el supuesto de estacionariedad a nivel, requisito indispensable para la aplicación de la modelación Box Jenkins, se debe transformar la serie mediante diferenciación. Con ella abierta, se entra a <quick/generate series>. En el recuadro <enter equation>, se teclea la ecuación para transformar la serie: nombre que se desea dar a la serie con primera diferencia = nombre de la serie en logaritmo-nombre de la serie en logaritmo (-1), y se pulsa <ok>.

Una vez aplicada la primera diferencia, es preciso verificar si la serie cumple con el supuesto de estacionariedad, para lo cual se reproducen los mismos pasos descritos anteriormente. Con la serie resultante al aplicar primera diferencia, se construye el gráfico de líneas, el correlograma y se realizan las pruebas de Raíz Unitaria de Dickey-Fuller y Phillips-Perron. De cumplirse el supuesto, se debe identificar el modelo que ajuste los datos de la manera más adecuada para el logro de la mejor predicción. El correlograma posee una gran importancia en ese sentido, pues contiene la representación gráfica de la función de AC para diferentes valores de los rezagos (R) y los coeficientes de AC y PAC, que se corresponden con las columnas del correlograma *autocorrelation* y *partial correlation*. Las AC determinan el modelo MA y las PAC el modelo AR. En cada caso, el orden lo otorga el gráfico con los valores más significativos.

Tras la identificación del modelo propuesto por el correlograma, se obtiene una estimación de la ecuación. En <quick/estimate equation>, recuadro <equation

specification>, se teclea la ecuación a partir de los parámetros sugeridos por el correlograma: log (nombre de la serie) (espacio) C (espacio) AR (puede ser 2) (espacio) MA (puede ser 1). Con el modelo general sugerido por el correlograma se van construyendo otros, a través de la combinación de los procesos AR y MA o uno de ellos. Finalmente, para la selección del modelo que mejor ajusta los datos, se toma en cuenta:

- La estimación del modelo por mínimos cuadrados ordinarios (MCO) y la validación con las pruebas F global y parcial.
- Los criterios de selección. El modelo elegido será el que presente menor valor de la raíz de error cuadrático medio mostrado en el *forecast* y a partir de las pruebas estadísticas de Akaike y Schwarz, obtenidos en la salida de máquina al estimar la ecuación.

Ahora bien, es necesario verificar el cumplimiento del supuesto de ruido blanco para el modelo seleccionado. Para ello, se utiliza la prueba de Q- Ljung Box. Con el modelo abierto, se entra a <quick/generate series> y, en el recuadro <enter equation>, se teclea la siguiente fórmula: nombre de la serie resultante = resid. En <workfile> se abre la serie generada a partir de la ecuación anterior y se crea el correlograma a nivel (<view/correlogram/level>). En la columna *Prob*, que representa la probabilidad marginal asociada al estadístico Q- Ljung Box, se verifica que sus valores sean superiores a 0,05 (nivel de significación de α). Si se cumple, no se rechaza H₀, por lo que se valida que los residuos no están correlacionados. Para visualizar la estabilidad de los residuos, se genera un gráfico de líneas (<view/graph/line>), cuyos valores deben encontrarse alrededor de cero.

Posteriormente, se realiza la prueba de Breush Godfrey para verificar el supuesto clásico de no AC. Con el modelo seleccionado, se entra a <view/residual diagnostics/serial correlation LM Test>. Se verifica, en la columna *Prob*, que los valores reflejados sean superiores al nivel de significación con que se trabaja ($\alpha = 0,05$), lo que implica que no se rechaza la hipótesis de nulidad y se cumple el supuesto de no AC. Por último, se comprueba el supuesto de normalidad, a partir del modelo seleccionado (<view/residual diagnostics/Histogram-Normality Test>), y se analiza el gráfico que se presenta. Una normal con apuntamiento y caída hacia ambas colas

indica el incumplimiento de este supuesto como consecuencia de la heteroscedasticidad condicional que puede contener la serie.

Del mismo modo que se procedió para el alisamiento exponencial Holt Winters, se propone establecer un intervalo de confianza en torno al valor original. En tal sentido, se determinan los límites inferiores y superiores, a partir del establecimiento de un nivel de confiabilidad de un 95 %. Igualmente, la selección del porcentaje puede ser determinada por el especialista. Para el cálculo, se realizan los procedimientos explicados para el modelo anterior.

2.3. Modelos ARCH-GARCH

Con el objetivo de lograr un mejor ajuste de la serie y la captura de su volatilidad, se propone aplicar la modelación ARCH-GARCH. Primeramente, se comprueba si es conveniente aplicar estos modelos; luego, la verificación se realiza a través de la hipótesis de efectos ARCH.

Partiendo del modelo seleccionado en ARIMA, se procesan los datos (<View/residual diagnostics/ARCH LM Test>). En la pantalla que se genera, se selecciona, en el recuadro <test type>, la prueba ARCH. En la salida de máquina que se obtiene, se verifica que la probabilidad de OBS *R-squared sea menor que el nivel de significación con que se trabaja ($\alpha = 0,05$). De cumplirse, se rechaza la hipótesis nula, lo que implica que pueden aplicarse los modelos. A continuación, con la ecuación del modelo ARIMA seleccionada, se procesa la información. Al seleccionar <estimate>, en el recuadro <equation specification>, se mantiene la fórmula del modelo ARIMA con que se va a trabajar y, en el recuadro <estimation settings/method>, se despliega una lista de la cual se selecciona la modelación ARCH e, inmediatamente, se muestra una nueva pantalla. El primer recuadro (<mean equation>) muestra la ecuación que fue tomada como referencia en ARIMA. En la misma pantalla se presenta un segundo recuadro (<variance and distribution specification>) que, a su vez, se subdivide en otros, como <model>. A partir de este último, se elige el modelo de la familia ARCH/GARCH que se desea construir. Los valores (0 o 1) que se tecleen en los recuadros <ARCH>, <GARCH> y <Threshodolder> indicarán al operador el tipo de modelo con que está estimando la serie. Siguiendo el orden en que se han mencionado, se habla de un ARCH 1,0 si se teclea 1,0,0; de un GARCH 1,1 al introducir 1,1,0; de TGARCH 1,1 con 1,1,1

(este último 1 del recuadro <Thresholdolder> es la variable ficticia dummy relacionada con las buenas y malas noticias estimadas por el especialista).

Si el interés es emplear un EGARCH, este se selecciona en el recuadro <model>. Para modelar un IGARCH, se selecciona el recuadro <restrictions>. En <error distribution>, se eligen las variables para definir el modelo. Se observa que un mismo modelo GARCH (1,1) puede ser generado a partir de <error distribution Normal (Gaussian) o t de Student o Generalized error (GED)>, por solo citar algunos ejemplos. De esta manera, se aprecia que es posible realizar varias combinaciones con un mismo modelo. Para seleccionar el que mejor se ajuste a la serie, se tendrá en cuenta:

- La estimación del modelo por máxima verosimilitud (MV) y validación con las pruebas global de multiplicadores de Lagrange (LM = Log likelihood) y parcial.
- Los criterios de selección. Los de información Akaike, Schwarz y el error cuadrático medio mostrado en el <forecast>. Aquel que presente el valor más bajo en cada uno de los criterios de selección es el modelo que mejor ajusta la serie y debe ser seleccionado para el pronóstico.

Para graficar la captura de la variabilidad, con la ecuación del modelo seleccionado abierta, se presiona <proc/make Garch variance series>. Cuando aparece una ventana de valores de varianza, se selecciona <view/graph/line> y se obtiene el gráfico de comportamiento de su captura.

Tal como se propuso para el alisamiento exponencial y ARIMA, se debe establecer un intervalo de confianza hallando un límite inferior y superior con respecto a la estimación puntual, para tener una idea del rango en que puede moverse el tipo de cambio pronosticado. Los intervalos de confianza se calculan de la misma forma que se explicó en ARIMA.

3. Comparación de los resultados y selección del modelo

En este paso, se evalúan los resultados de los modelos seleccionados al aplicar cada una de las técnicas propuestas y seleccionar la que mejor ajuste los datos, atendiendo al criterio de selección por excelencia: la raíz del error cuadrático medio. Además, se considerará la capacidad de capturar la volatilidad de cada modelo.

Conclusiones

La anticipación sistemática del comportamiento de los tipos de cambios en un horizonte temporal dado constituye una herramienta de trabajo para la definición de una adecuada estrategia de cobertura de riesgo cambiario.

El pronóstico de los tipos de cambio queda estructurado en tres pasos: preparación de la información, determinación de la estimación puntual y por intervalos y comparación de los resultados y selección del modelo.

Para la selección del modelo que mejor ajusta los datos, se tomará en cuenta el que presente menor raíz del error cuadrático medio y la captura de la volatilidad.

Para procesar los datos utilizando Box Jenkins, en series financieras, es necesario realizar su transformación para que cumpla el supuesto de estacionariedad. Su incumplimiento invalida los procesos inferenciales.

En el trabajo quedaron expuestos, a manera de manual de instrucciones y procedimientos, cada uno de los pasos a seguir en el E-Views para desarrollar las técnicas enunciadas.

Referencias bibliográficas

ANDERSEN, T. G. y T. BOLLERSLEV. (1998): «Answering the Skeptics: Yes, Standard Volatility Models Do Provide Accurate Forecasts», <https://econ.duke.edu/~boller/Published_Papers/ier_98.pdf> [8/1/2017]. ARGÁEZ, J. *et al.* (2014): «Un paseo por el modelo GARCH y sus variantes», <https://intranet.matematicas.uady.mx/journal/descargar.php?id=59> [15/1/2017].

ARIÑO, M. A. (2006): «Estudio de la tasa de cambio dólar-euro», </br><www.iese.edu/research/pdfs/di-0620.pdf> [10/1/2017].

ASENJO, P. y S. PRAETORIUS (2006): «Optimización de modelos GARCH a través de algoritmo genético», https://repositorio.uchile.cl/tesis/uchile/2006/ec-asenjo_g.pdf> [15/1/2017].

AZNAR, A. y F. J. TRIVEZ (1993): *Métodos de predicción en Economía II. Análisis de series Temporales*, Ariel Economía, Barcelona.

BOLLERSLEV, T. (1986): «Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity»,

<https://pdfs.semanticscholar.org/7da8/bfa5295375c1141d797e80065a599153 c19d.pdf> [4/12/2016].

CARNERO, M. A. (2003): «Heterocedasticidad condicional, atípicos y cambios de nivel en series temporales financieras», material inédito, Universidad Carlos III, Madrid.

DE ARCE, R. (1998): «Introducción a los modelos autorregresivos con heterocedasticidad condicional (ARCH)», <https://www.uam.es/otroscentros/klein/doctras/doctra9806.pdf> [6/1/2017].

DE LA OLIVA, F. (2014): «Proyección de la tendencia del tipo de cambio del dólar norteamericano», *Teuken Bidikay*, n.º 5, Colombia, pp. 139-163.

DE LA OLIVA, F. (2016): *Gestión del riesgo financiero internacional*, Félix Varela, La Habana.

DE LA OLIVA, F.; R. JIMENO y L. DÍAZ DE VILLEGAS (2016): «Aproximación a la metodología Box-Jenkins para la predicción del tipo de cambio EUR-USD», *Cofin Habana*, vol. 10, n.º 1, La Habana, pp. 57-75.

ENDERS, W. (1995): Applied Econometric Times Series, John Wiley & Sons, Inc., Nueva York.

ESPALLARGAS, D. y M. SOLÍS (2012): *Econometría y series de temporales. Aplicación*, Félix Varela, La Habana.

GONZÁLEZ, M. (2009): «Análisis de series temporales: modelos ARIMA», https://addi.ehu.es/bitstream/10810/12492/1/04-09gon.pdf> [15/1/2017].

JIMÉNEZ, J. F.; J. C. GÁRQUEZ Y R. SÁNCHEZ (2006): «La capacidad predictiva en los modelos Box Jenkins y Holt Winters», https://dialnet.unirioja.es/descarga/articulo/2150087.pdf> [10/1/2017].

NELSON, D. B. (1990): «ARCH Models as Diffusion Approximations», <www.sciencedirect.com/science/article/pii/0304407690900928> [14/12/2016].

RODRÍGUEZ, J. G. (2001): «Una introducción a los modelos de series temporales no lineales», <www.jgabriel.net/mnolineales_wp1.pdf> [10/1/2017].

Ruiz, E. (2012): «Modelos para series temporales heterocedásticas», material inédito, Universidad Carlos III, Madrid.

Recibido: 1/4/2017 Aceptado: 20/1/2018 Fidel de la Oliva de Con, Universidad de La Habana, Cuba, Correo electrónico: fdelaoliva@fcf.uh.cu

María Solís Corvo, Universidad de La Habana, Cuba.

Lázaro Peña Amat, Banco Exterior de Cuba, La Habana.

Notas aclaratorias

1. El artículo se basa en la tesis de maestría redactada por Lázaro Peña Amat y dirigida por el propio profesor de la Oliva y la profesora María Solís Corvo, investigadora con vasta experiencia y experticia en temas de estadística y econometría.