

Aproximación a la metodología Box-Jenkins para la predicción de la tasa de cambio EUR/USD

An Approach to Box-Jenkins Methodology to Forecast EUR/USD Rate Exchange

Fidel de la Oliva de Con,¹ Raydel Jimeno Liens² y Lisette Díaz de Villegas Jordán³

¹ Facultad de Contabilidad y Finanzas, Universidad de La Habana, Cuba. fdelaoliva@fcf.uh.cu

² Facultad de Contabilidad y Finanzas, Universidad de La Habana, Cuba. rjl5683@fcf.uh.cu

³ Facultad de Economía, Universidad de La Habana, Cuba. lissetteedv@yahoo.com

RESUMEN

En la dinámica economía global, la exactitud en los pronósticos de las tasas de cambio de monedas extranjeras, o el predecir su tendencia correctamente, resulta de crucial importancia para cualquier inversión futura. La principal motivación de este estudio es examinar la aplicación de modelos autorregresivos para pronosticar la tasa de cambio EUR/USD. Hemos seguido el enfoque tradicional Box-Jenkins para examinar el grado de estacionariedad de la serie y obtener la mejor especificación para predecir esta variable. El principal resultado de este estudio es que, tanto para datos fuera y dentro de la muestra, las especificaciones MA y ARIMA resultan buenas para predecir la trayectoria futura de la tasa de cambio EUR/USD en el contexto de las medidas estadísticas para evaluar el desempeño de los modelos.

PALABRAS CLAVE: estacionariedad, modelos, pronóstico, series de tiempo.

ABSTRACT

In global economy dynamics, rate exchanges forecast's accuracy, or at least the adequate prediction of their trends, are of the outmost importance for any future investment. The main motivation of the present study is to examine the application of self-regressive models to forecast the EUR/USD rate exchange. This article has followed the traditional Box-Jenkins approach to examine the motionless stage of the series and to get the better specification to predict such variable. The main result states that either for the internal as well as for the external data of the sample, MA and ARIMA specifications are good to predict the future trend of the EUR/USD rate exchange, within the context of the statistic steps to evaluate the models' performance.

KEYWORDS: motionless, models, forecast, time series.

RECIBIDO: 10/4/2015

ACEPTADO: 20/10/2015

CLASIFICACIÓN JEL: D4

Introducción

La predicción de las tasas de cambio ha sido un tema extremadamente debatido en las finanzas internacionales, a pesar de la enorme cantidad de recursos puestos a disposición de alcanzar esta meta, tanto en el terreno académico como en el de los profesionales vinculados a los mercados financieros.

Actualmente existen muchas teorías que intentan explicar los determinantes de los tipos de cambio, estos abarcan tanto a factores del ámbito financiero, componentes de expectativas y variables de la esfera real de la economía. La búsqueda por tratar de revelar las condicionantes del tipo de cambio no carece de sentido si se recuerda que se trata de una variable financiera clave en todo país. De ahí que existan múltiples modelos (monetarios, de portafolio, diferenciales de productividad) cuyo objeto de estudio se centre en la evolución del tipo de cambio nominal y real.

La importancia de la predicción de la tasa de cambio resulta evidente. Actualmente, el par euro-dólar (EUR/USD), por citar un ejemplo, constituye la tasa de cambio más importante del mercado internacional de divisas, pues sus fluctuaciones son cruciales, no solo para las transacciones entre los dos bloques económicos más potentes dentro de la economía internacional, sino que impactan en el resto de las economías que utilizan ambas monedas como medio de intercambio para transacciones internacionales y como medio de reservas de divisas. Sin embargo, entender y predecir las fluctuaciones del tipo de cambio no es en lo absoluto una tarea sencilla.

Al respecto, el presente trabajo constituye un aporte adicional en este campo dentro de las investigaciones desarrolladas en el país, pues propone la utilización de métodos econométricos para el tratamiento de series temporales, con el fin de identificar el patrón de comportamiento pasado de la variable tipo de cambio, en aras de efectuar pronósticos sobre su tendencia futura.

Los modelos de predicción del tipo de cambio. Algunos resultados empíricos

Tradicionalmente, el mecanismo de funcionamiento de las tasas de cambio en una economía ha sido una temática que ha intrigado a los economistas por un largo período de tiempo. Sin embargo, excepto en el régimen de Bretton Woods (1944-1973)¹, el comportamiento de los tipos de cambio, sobre todo en países desarrollados, ha tenido una trayectoria cíclica singular.

Desde el punto de vista empírico, son múltiples los modelos y técnicas utilizadas con fines predictivos, donde resalta la diversidad de herramientas econométricas empleadas para tal fin. En el ámbito académico, la mayor parte de la literatura reconoce que el mayor reto se impuso hace varios años con el trabajo de Meese y Rogoff (1983), que destacaba el pobre desempeño de una variedad de modelos de tipo de cambio estructural como el modelo monetario o el modelo de portafolio, en la predicción para horizontes fuera de una muestra

¹ Los acuerdos de Bretton Woods son las resoluciones de la Conferencia Monetaria y Financiera de las Naciones Unidas, realizada en el complejo hotelero de Bretton Woods en Nueva Hampshire, Estados Unidos (julio, 1944) y donde se decidió el uso del dólar como moneda internacional.

de los tipos de cambio. Específicamente, estos autores revelan que, a partir del período de tasas flotantes posterior a Bretton Woods, las predicciones fuera de la muestra de las tasas de cambio son superadas, especialmente en el corto plazo, por un simple modelo de paseo aleatorio, el cual no utiliza información basada en las variables fundamentales de la economía. Debido a esto se desarrolló una extensa literatura durante el período pos Bretton Woods que muestra resultados sólidos a partir del uso de técnicas econométricas no lineales, diferentes divisas, frecuencia de los datos y muestras (Cheung *et al.*, 2005).

Hasta la mitad de la década de los noventa del siglo pasado, varios autores reportaron evidencia empírica de que los fundamentos monetarios podrían contener poder predictivo en los movimientos de las tasas de cambio en el largo plazo (MacDonald y Taylor, 1994); (Mark, 1995); (Chinn y Meese, 1995); (Kim y Mo, 1995). Estos trabajos aplican un enfoque de regresiones econométricas con largos horizontes temporales para modelar la relación entre el tipo cambio y las variables fundamentales seleccionadas. A pesar de que no reportaron un alto poder predictivo para el corto plazo –su proyección más cercana es un mes o un trimestre, pues utilizan datos con frecuencia mensual y trimestral–, estos autores encuentran evidencia de su influencia para la predictibilidad de la tasa de cambio en el largo plazo.

Independientemente del debate en torno al uso de los fundamentos para predecir los movimientos del tipo de cambio en períodos cortos, la existencia de un vínculo entre estas variables en el corto plazo se encuentra documentado en el importante trabajo de Andersen *et al.* (2003). A partir del uso de datos en tiempo real, los autores encuentran que inesperados anuncios macroeconómicos producen rápidos saltos de la media condicional en cinco tasas de cambio del dólar americano desde enero de 1992 a diciembre de 1998. Andersen *et al.* (2007) y Faust *et al.* (2007) confirmaron estos resultados para el par EUR-USD.

Por su parte, Dal Bianco, Camacho y Pérez-Quirós (2012) proponen un modelo econométrico sustentado en variables fundamentales para los cambios semanales del tipo de cambio EUR/USD, con cambios distintivos al combinar variables económicas con diferentes frecuencias de cotización o presentación. Esta mezcla permite a los autores valorar la influencia de variables macroeconómicas que no se encuentran disponibles con frecuencia semanal, ya que son presentadas con cotización mensual en los movimientos semanales del tipo de cambio.

Asimismo, en los últimos años diversos investigadores también han utilizado el análisis univariante de series temporales como base comparativa para validar el funcionamiento predictivo de herramientas con fines de pronóstico. En consecuencia, el uso de la metodología Box-Jenkins y otras variantes modificadas resaltan como fuente de referencia para el pronóstico de los tipos de cambio. En este sentido, Andrada-Félix, Sosvilla-Rivero y Fernández (2001) proponen el uso de métodos de predicción por analogías, con la premisa de realizar predicciones a corto plazo a partir de patrones de comportamientos pasados, detectados en la serie objeto de estudio. De este modo se elimina la necesidad de hacer explícito un modelo econométrico que represente la serie temporal.

La idea fundamental de este trabajo es la selección de segmentos en el pasado de la serie similares al último segmento disponible, antes de la observación a predecir. Por consiguiente, constituye un enfoque filosóficamente diferente a la metodología de Box y Jenkins.²

A partir de una evaluación para datos diarios correspondientes al tipo de cambio USD/EUR para el período comprendido entre el 4 de enero de 1999 y el 31 de octubre de 2001, los autores obtienen que los predictores se comportan marginalmente mejor que los predictores lineales como el ARIMA o el modelo de paseo aleatorio, al tiempo que se constata que contienen información útil no presente en la predicción del paseo aleatorio.

A su vez, los autores Dunis, Laws y Sermpinis (2008) han obtenido evidencia empírica del impacto positivo en los resultados predictivos para el par EUR/USD, a partir del uso de redes neuronales, comparándolas con una cesta de modelos estadísticos tradicionales utilizados para la predicción, Modelo ARMA (autorregresivo y de medias móviles), modelo MACD (convergencia/divergencia y medias móviles) y una estrategia *naive*, consistente en aplicar un modelo de paseo aleatorio. La referida investigación complementa a Dunis y Williams (2003) y Lindemann *et al.* (2004), quienes llevaron a cabo una competencia para predecir la tasa de tipo de cambio con los valores de cierre de Londres en el período comprendido entre octubre de 1994 a julio 2001. En dicha prueba, se utilizaron diferentes y multivariadas series como datos de entrada en redes similares. A su vez, destaca en estas aplicaciones de redes neuronales el trabajo presentado por Theofilatos, Likothanassis y Karathanasopoulos (2012), en el cual se aprecia entre líneas una validación de los resultados alcanzados por Dunis, Laws y Sermpinis (2008).

En el ámbito latinoamericano, las temáticas de los determinantes y la predicción de la tasa de cambio no pasan inadvertidas. En este sentido, destacan los trabajos de Arteaga, Luna y Ojeda-Joya (2011) que ofrecen una estimación del equilibrio de la cuenta corriente de la Balanza de Pagos de Colombia y sus posibles implicaciones para el desalineamiento de la tasa de cambio real. Estos autores siguen estas dos metodologías alternativas para la modelación:

1. Se realiza una estimación a partir de los determinantes de largo plazo en países emergentes siguiendo a Chinn y Prasad (2003).
2. Se estima un modelo basado en la teoría del suavizamiento de consumo siguiendo a Ghosh y Ostry (1995). Las implicaciones sobre la tasa de cambio real se basan en el enfoque de balance macroeconómico.

Por su parte, Orellana (2010) presenta estimaciones del tipo de cambio real de equilibrio para Ecuador. Este autor se aproximó mediante el enfoque uniecuacional conocido como BEER,³ el cual calcula el tipo de cambio real

² La extrapolación de los valores pasados en el futuro inmediato se basa en la selección de observaciones pasadas relevantes y en su trayectoria geométrica, no en su localización en el tiempo.

³ Behavioral Equilibrium Exchange Rate.

de equilibrio con base a sus fundamentos económicos, y el enfoque FEER⁴ que aproxima su trayectoria bajo condiciones de equilibrio macroeconómico. Específicamente, estos modelos pueden aproximarse mediante técnicas de cointegración de datos, panel o de series de tiempo, pues se requiere definir ecuaciones de comportamiento. En este caso, se utilizó un modelo de rezagos distribuidos siguiendo la metodología de Pesaran *et al.* (1996), que también permite distinguir entre los efectos de corto y largo plazo, pues se obtiene un modelo de corrección del error.

Dentro de los trabajos sobre los determinantes del tipo de cambio, también se encuentran los artículos de Werner (1997) y el de Ibarrán y Troncoso (1998). Werner analiza el comportamiento diario del peso mexicano contra el dólar de los Estados Unidos para el período 1995-1997. Aquí el autor supone, en un primer modelo, que los movimientos del tipo de cambio se explican por sus propias variaciones con un día de rezago y por su volatilidad, la cual fue capturada a partir de un modelo GARCH. Los resultados muestran que la volatilidad no es significativa en la explicación del tipo de cambio en este período. En un segundo modelo, el autor agrega como variables explicativas las tasas de fondeo de los certificados de la Tesorería de la Federación Mexicana y los bonos del gobierno de Estados Unidos a treinta años. Los resultados de esta estimación fueron que la tasa de interés interna y externa tienen un efecto significativo sobre las fluctuaciones cambiarias.

En el caso particular de Cuba, los estudios empíricos en torno a la variable tipo de cambio también han hecho uso de las herramientas técnicas y econométricas. En este sentido, se referencian trabajos que abordan la temática con fines de diagnóstico y de contrastación de relaciones entre la serie de tipo de cambio y sus determinantes, mientras que existen otros enfoques que se centran en la modelación con un propósito predictivo.

Al respecto, Guerrero (2009) persigue emplear una metodología de cobertura para minimizar el riesgo cambiario al que se expone la entidad División Automotriz CIMEX S.A. en sus operaciones de importación, a principios del segundo semestre del 2009. En esta investigación, se propone un procedimiento que profundiza en las medidas descriptivas, sobre la base de la distribución de frecuencias para la agrupación, clasificación y la descripción de medidas y observaciones, con sus respectivos histogramas. A su vez, se retoman los métodos de alisamiento exponencial con el objetivo de medir la volatilidad y pronosticar el comportamiento del yen japonés, en tanto variable de referencia para el horizonte temporal investigado.

Adicionalmente, en Torres (2012) se plantea un procedimiento para la predicción del par EUR/USD y su uso con fines de cobertura de riesgo, para el horizonte temporal de abril-julio del año 2012. Con este objetivo se utilizaron métodos y técnicas de previsión de tipos de cambio, con énfasis en el alisamiento exponencial, el análisis técnico y el análisis fundamental. Al respecto

⁴ Fundamental Equilibrium Exchange Rate.

se remarca la utilización de criterios⁵ básicos para la toma de decisiones en condiciones de incertidumbre.

Como se observa, es amplio el debate internacional en torno a las variables que realmente explican el comportamiento del tipo de cambio, así como a la capacidad predictiva de las técnicas empleadas. En muchos casos, las posiciones son contrapuestas, pero en ello influye la muestra seleccionada y la frecuencia con que se trabajan los datos. Independientemente de los resultados, es evidente el amplio uso de herramental econométrico para estudiar los determinantes del tipo de cambio y para proponer especificaciones que favorezcan su predicción.

Aproximación de la metodología Box-Jenkins para un modelo de predicción del tipo de cambio EUR/USD. Principales resultados

Uno de los objetivos del análisis univariante de series temporales, es modelar la serie observada en una parte que depende del pasado y otra que es impredecible. A diferencia de los métodos de alisamiento utilizados en Cuba en investigaciones previas para pronosticar la variable tipo de cambio, el método ARIMA se centra en el análisis de las propiedades probabilísticas o estocásticas de las series de tiempo por sí mismas. De ahí que esta perspectiva se aproxime al estudio de la serie a partir de los valores rezagados de sí misma y los términos estocásticos de error.

A los efectos de valorar los resultados predictivos con la aplicación de la metodología Box-Jenkins, se decidió efectuar el análisis temporal del tipo de cambio EUR/USD para el período enero 2004-marzo 2014. Para ello, se trabajará con datos de frecuencia mensual, lo que permite completar una muestra de 123 observaciones. De esta forma se logra un tamaño adecuado de la muestra que no sacrifica los grados de libertad necesarios para efectuar la estimación de los parámetros correspondientes. El horizonte temporal de predicción seleccionado será hasta diciembre 2014, lo que implica que se intentará predecir el valor del tipo de cambio para ocho meses fuera de la muestra.

En general, los modelos presentados parten del tradicional supuesto de que las series de tiempo consideradas son estacionarias (en sentido débil). En el caso de la variable tipo de cambio, se procedió a contrastar su estacionariedad para la serie en niveles y en logaritmos, ya que estos últimos permiten controlar la variabilidad de los datos en el período. Para ello, se partió del análisis gráfico de la serie y del cálculo de su correlograma, para luego efectuar el test de raíces unitarias tomando, como criterio de decisión, el estadístico Dickey-Fuller aumentado y Phillip-Perron, al nivel de confianza del 95 %.

Como se observa en las figuras 1, 2 y 3 la serie temporal del tipo de cambio, así como su transformación logarítmica, arrojan no estacionariedad, lo que se verifica al realizar el test de raíz unitaria y no poder rechazar la hipótesis correspondiente. También se aprecia claramente un comportamiento irregular para el período, al mismo tiempo que su correlograma refleja coeficientes de autocorrelación que fluctúan lentamente. Esto corrobora la idea de que la serie de tipo de cambio posee una tendencia estocástica.

⁵ Criterios de selección cualitativos y cuantitativos.

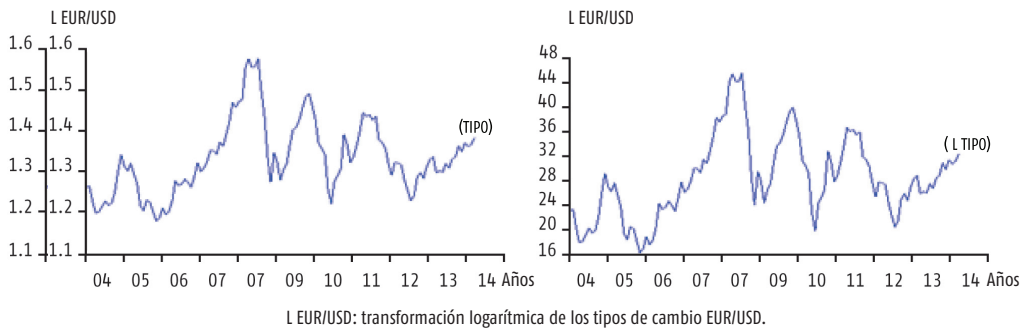


Figura 1. Evolución de la serie de tipo de cambio en niveles.
Fuente: Elaboración propia a partir de las salidas del E-Views.

Date: 6/15/14 Time: 15:44
Sample: 2004M01 2014M12
Include observation: 123

AUTOCORRELATION	PARTIAL CORRELATION		AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1	0.933	0.933	109.68	0.0000
		2	0.832	-0.292	197.72	0.0000
		3	0.731	-0.001	266.14	0.0000
		4	0.617	-0.170	315.41	0.0000
		5	0.496	-0.094	347.43	0.0000
		6	0.379	-0.023	366.32	0.0000
		7	0.272	-0.027	376.12	0.0000
		8	0.200	0.210	381.50	0.0000
		9	0.153	0.002	384.64	0.0000
		10	0.123	0.063	386.68	0.0000
		11	0.108	-0.005	388.30	0.0000
		12	0.118	0.101	390.24	0.0000
		13	0.148	0.076	393.31	0.0000
		14	0.190	0.054	398.42	0.0000
		15	0.242	0.123	406.79	0.0000
		16	0.281	-0.133	418.12	0.0000
		17	0.293	-0.113	430.56	0.0000
		18	0.290	-0.051	442.89	0.0000
		19	0.267	-0.089	453.40	0.0000
		20	0.214	-0.100	460.23	0.0000
		21	0.149	0.012	463.57	0.0000
		22	0.086	0.090	464.70	0.0000
		23	0.014	-0.132	464.73	0.0000
		24	0.049	0.085	465.11	0.0000
		25	0.104	-0.080	466.81	0.0000
		26	0.158	-0.071	470.77	0.0000
		27	0.206	-0.085	477.59	0.0000
		28	0.249	-0.129	487.61	0.0000
		29	0.267	0.173	499.29	0.0000
		30	0.256	0.014	510.12	0.0000
		31	0.218	0.190	518.05	0.0000

Figura 2. Evolución de la serie de tipo de cambio en niveles.
Fuente: Elaboración propia a partir de las salidas del E-Views.

Date: 6/15/14 Time: 15:46
 Sample: 2004M01 2014M12
 Include observation: 123

AUTOCORRELATION	PARTIAL CORRELATION		AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1	0.932	0.932	109.45	0.0000
		2	0.831	-0.283	197.26	0.0000
		3	0.732	0.018	265.97	0.0000
		4	0.622	-0.175	315.94	0.0000
		5	0.502	-0.092	348.83	0.0000
		6	0.388	-0.028	368.60	0.0000
		7	0.283	-0.022	379.20	0.0000
		8	0.212	0.194	385.22	0.0000
		9	0.165	0.012	388.89	0.0000
		10	0.135	0.063	391.37	0.0000
		11	0.120	-0.007	393.33	0.0000
		12	0.128	0.102	395.61	0.0000
		13	0.157	0.078	399.08	0.0000
		14	0.198	0.054	404.61	0.0000
		15	0.249	0.121	413.43	0.0000
		16	0.286	-0.133	425.15	0.0000
		17	0.296	-0.106	437.88	0.0000
		18	0.294	-0.045	450.53	0.0000
		19	0.271	-0.100	461.35	0.0000
		20	0.217	-0.101	468.41	0.0000
		21	0.153	0.010	471.93	0.0000
		22	0.092	0.090	473.20	0.0000
		23	0.020	-0.130	473.26	0.0000
		24	0.041	0.097	473.53	0.0000
		25	0.149	-0.080	474.92	0.0000
		26	0.094	-0.085	478.42	0.0000
		27	0.199	-0.088	484.75	0.0000
		28	0.242	-0.127	494.25	0.0000
		29	0.261	0.176	505.39	0.0000
		30	0.251	0.013	515.77	0.0000
		31	0.214	0.192	523.42	0.0000

Figura 3. Evolución de la serie de tipo de cambio en niveles.

Fuente: Elaboración propia a partir de las salidas del E-Views.

No obstante, se conoce que muchas series económicas son no estacionarias, es decir, son integradas. De ahí la necesidad de aplicar transformaciones estacionarias de forma que se cumpla esta condición. Es importante retomar la necesidad de este paso en la metodología Box-Jenkins, pues resulta imprescindible utilizar una serie estacionaria o, en su defecto, su transformación diferenciada. Esto responde al hecho de que el objetivo de la metodología es identificar y estimar un modelo estadístico que pueda ser interpretado como el proceso generador de la información muestral. Si el mismo se utiliza con fines predictivos, se debe suponer que sus características son constantes a través del tiempo, sobre todo en períodos futuros. Por ello, cualquier modelo inferido a partir de la información recogida requiere

estacionariedad para asegurar la estabilidad de los datos, y proporcionar así una base válida para la predicción.

Una de las medidas más habituales y efectivas es aplicar una primera diferencia, que es precisamente la transformación que permitió alcanzar la estacionariedad de la serie⁶ del tipo de cambio d(ltipo). Los resultados se muestran en su correlograma y prueba de raíces unitarias (figura 4):

Date: 6/15/14 Time: 16:13
 Sample: 2004M01 2014M12
 Include observation: 122

AUTOCORRELATION	PARTIAL CORRELATION		AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1	0.263	0.263	8.6473	0.0003
		2	-0.037	-0.114	8.8160	0.0012
		3	0.067	0.117	9.3922	0.0025
		4	0.079	0.025	10.198	0.0037
		5	-0.037	-0.059	10.376	0.0065
		6	-0.056	-0.026	10.785	0.0095
		7	-0.273	-0.296	20.558	0.0004
		8	-0.171	-0.018	24.461	0.0002
		9	-0.111	-0.117	26.101	0.0002
		10	-0.080	-0.000	26.964	0.0003
		11	-0.181	-0.152	31.420	0.0001
		12	-0.153	-0.100	34.637	0.0001
		13	-0.098	-0.083	35.967	0.0001
		14	-0.031	-0.101	36.101	0.0001
		15	0.072	0.076	36.836	0.0001
		16	0.183	0.095	41.630	0.0000
		17	0.063	-0.028	42.206	0.0001
		18	0.160	0.112	45.921	0.0000
		19	0.265	0.108	56.261	0.0000
		20	0.110	-0.048	58.043	0.0000
		21	-0.036	-0.081	58.238	0.0000
		22	0.030	0.015	58.375	0.0000
		23	-0.071	-0.093	59.141	0.0000
		24	-0.043	0.024	59.432	0.0000
		25	-0.003	0.053	59.433	0.0000
		26	-0.071	0.019	60.221	0.0000
		27	-0.072	0.068	61.038	0.0000
		28	-0.037	-0.023	61.264	0.0000
		29	-0.150	-0.096	64.933	0.0000
		30	-0.116	-0.034	67.156	0.0000
		31	-0.025	0.012	67.260	0.0000
		32	-0.054	-0.062	67.744	0.0000
		33	0.088	0.065	69.074	0.0000

Figura 4. Test de raíz unitaria para la serie diferenciada.

Fuente: elaboración propia a partir de las salidas del E-Views.

⁶ En lo sucesivo se trabajará con la serie en logaritmo (ltipo), como medida para ajustar la varianza y porque permite mejor interpretación de los coeficiente estimados.

Con el fin de estandarizar los lineamientos generales que ayudan a identificar la especificación más adecuada de la serie en cuestión, evitando así el engorroso estudio de las propiedades de los diversos procesos estándar ARIMA, resulta de gran utilidad la información que proveen los correlogramas a partir de las funciones de autocorrelación (AC) y autocorrelación parcial (PAC).

En este sentido, se plantea que las AC y las PAC de los procesos $AR(p)$ y $MA(q)$ tienen patrones opuestos: en el caso $AR(p)$, la ACF decrece geométrica o exponencialmente, pero la PAC se corta después de un cierto número de rezagos, mientras que lo opuesto sucede a un proceso $MA(q)$. En el caso de los ARMA (p, q) , ambos coeficientes tienen un patrón de decrecimiento exponencial.

En la variable objeto de estudio, se observan coeficientes de AC y PAC significativos para el primer rezago y luego decrecen rápidamente. No obstante, en el rezago 7 se reportan valores cercanos al intervalo de confianza y en el caso del AC en el rezago 19. En general, la variable diferenciada presenta un correlograma sin un comportamiento específico, o sea, con un patrón sinusoidal, aunque la mayoría de los coeficientes quedan dentro del intervalo de confianza del 95 %.

En base a la información previa, se contrastaron varios modelos (18), de los cuales se seleccionaron aquellos en que las pruebas individuales fueron significativas para todos los rezagos incluidos. Los modelos resultantes se muestran en la tabla 1.

Tabla 1. Modelos ARIMA estimados para el tipo de cambio

MODELO	P (FISHER)	CRITERIO AKAIKE
AR (1)	0,003 532	-4,682 837
MA (1)	0,001 124	-4,708 266
MA (1) MA (7)	0,000 055	-4,768 024
MA (7)	0,000 000	-4,737 166
AR (1) AR (7)	0,000 261	-4,715 680
AR (7)	-	-4,680 783
ARIMA (7, 1, 7)	-	-4,672 548
ARIMA (7, 1, 1)	0,000 121	-4,729 381
MA (19)	0,000 282	-4,729 786
MA (1) MA (7) MA (19)	0,000 011	-4,803 145
ARIMA (19, 1, 19)	0,000 000	-4,892 897
AR (7) MA (7) MA (19)	0,000 097	-4,740 921
AR (7) MA (7) SMA (19)	0,000 032	-4,761 491

Fuente: elaboración propia a partir de las salidas del E-Views.

Como se observa, los modelos seleccionados reportaron una probabilidad conjunta menor al 0,05, indicando su validez al nivel de confianza del 95 %.

A su vez, se comprobaron las condiciones de invertibilidad y estacionariedad de los parámetros asociados a cada una de las variantes de modelación. De forma general, todos los modelos previos cumplieron las condiciones requeridas. Finalmente, se decidió seleccionar para la posterior predicción, aquellos que reportaron un menor valor del criterio Akaike, que es otro punto de referencia para tal decisión. En este caso se encuentran los modelos AR(1), MA(1), MA(7), AR(7), ARIMA (7, 1, 1) y ARIMA (7, 1, 7).

Independientemente del modelo final que se escoja, los resultados indican que la evolución de la serie del tipo de cambio parece tener componentes autorregresivos o de medias móviles en el primer y séptimo retardo, lo cual a los efectos de la frecuencia de los datos implica que existe influencia del séptimo mes en el tipo de cambio corriente.

En general, los residuos de cada modelo también resultaron estacionarios, con lo que corresponde efectuar las predicciones y seleccionar aquel que represente un mejor ajuste y contenga menor error de predicción. Para ello se tendrá en cuenta el coeficiente de desigualdad de Theil y la raíz del error cuadrático medio (ECM), ambos criterios internacionalmente utilizados para el proceso de selección del mejor modelo predictivo.

Los resultados de las predicciones estáticas en los modelos seleccionados arrojan coeficientes de desigualdad de Theil cercanos a cero, lo que implica que los valores estimados no son muy diferentes de los valores reales (Guzmán, 2006). A su vez, los errores de predicción medidos a través de la raíz del error cuadrático medio son muy similares y cercanos a cero. No obstante, el modelo que reportó menor raíz y coeficiente más próximo a cero fue el modelo MA(7), pero incluyendo en la especificación el rezago MA(1). A pesar de ello debe decirse que los resultados de esta predicción para los modelos MA(1), AR(7) (incluyendo el primer rezago), MA(7) y ARIMA (7, 1, 1) no reflejan diferencias sustantivas respecto al primero (anexo 1).

Adicionalmente, los resultados de la predicción dinámica señalaron valores bajos y exactamente iguales entre los modelos AR(1) y MA(1), así como en el modelo MA(7), incluyendo o no el primer rezago. En definitiva, se observa como patrón común que los rezagos 1, 7 de medias móviles tienen importancia para explicar el comportamiento pasado y futuro de la variable tipo de cambio, lo que indica que el proceso que generó al tipo de cambio es, como máximo, un proceso MA(7).

Al efectuarse las proyecciones de la serie, resalta que los ajustes son bastante afines, dada la similitud de las estimaciones con los datos reales. A su vez, los pronósticos realizados hasta diciembre de 2014 permitieron arribar a importantes conclusiones.

En primer lugar, se identificó que la especificación de un MA(1) predice con bastante exactitud el cambio de signo en las fluctuaciones del tipo de cambio, lo que implica que se acerca a su tendencia real (a la alza o a la baja). A su vez, los valores pronosticados se mantienen dentro de las bandas de confianza al 95 % y los residuos cumplen con la estacionariedad. No obstante, la limitante de este modelo es que solo predice valores para el período inmediato siguiente, dado que asume que los cambios de la serie

responden a los *shocks* contemporáneos y del período anterior. Por ello, para horizontes de pronóstico más lejanos, el valor que se reporta es constante en el tiempo, hasta tanto no se actualice la muestra con los datos reales.

En relación al modelo MA(7), AR(7) –ambos incluyen el primer rezago– y ARIMA(7, 1, 1), los resultados cumplen las condiciones previas en cuanto a la bondad de ajuste, aunque en algunos casos reflejan una sobrerreacción del tipo de cambio. Igualmente, no se detectan cambios bruscos de signos respecto a los datos reales. A diferencia del modelo anterior, se basan en la idea de que los *shocks* que sufren el tipo de cambio en el rezago 7, así como su valor en el mismo período, están explicando su valor actual. Por ello, en los pronósticos se obtienen resultados que fluctúan hasta siete períodos en adelante. A su vez, las predicciones hasta diciembre reportan como tendencia general que el dólar se apreciará frente al euro, aunque a lo interno de la serie los datos oscilen cada mes.

Además, se debe señalar que en estos modelos para retardos superiores resultó significativa la inclusión del primer rezago, lo cual condujo a mejoras en los resultados de las predicciones.

Según la teoría consultada, parece existir consenso en que la variable tipo de cambio se describe mejor por los *shocks* pasados y presentes que la impactan, que por sus propios valores históricos. Bajo este criterio de expertos se considera que una especificación de medias móviles (MA) resulta más adecuada para explicar el comportamiento de la serie. A su vez, se identificó que el modelo que reportó la menor raíz del error cuadrático medio y coeficiente de Theil más cercano a cero, fue precisamente el MA(7) que incluye al primer retardo. Adicionalmente, la verificación de estos criterios en las predicciones dinámicas no reportaron a las especificaciones autorregresivas entre las mejores estimaciones. Todo ello corrobora la idea anterior, por lo que se decidió seleccionar en primera instancia los pronósticos alcanzados por los modelos MA(1) y MA(7), cuyas ecuaciones quedan enunciadas de la forma siguiente:

$$MA(1): y_t = a_t - \theta_1 a_{t-1}$$

$$d(ltipo) = a_t - 0.323791 a_{t-1}$$

$$MA(7): y_t = a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \dots - \theta_7 a_{t-7}$$

$$d(ltipo) = a_t - 0.293406 a_{t-1} - (-0.313568) a_{t-7}$$

Haciendo uso de los parámetros estimados, los pronósticos del enfoque ARIMA reportan fluctuaciones entre 1,3 754 y 1,3 875 con tendencia a la baja, lo que sugiere que al final del período el euro se depreciará frente al dólar. Esto resulta consistente con las predicciones de autores especializados y con los valores observados de la propia variable.

En general, las especificaciones ARIMA suponen que la serie depende de su propio valor rezagado y perturbaciones aleatorias que la afectan, pero no incluyen la influencia que otras variables pueden ejercer sobre los datos. Si

bien este enfoque de series de tiempo demostró ser útil para las predicciones del tipo de cambio EUR/USD, sobre todo en el corto plazo, su propia complejidad, así como la diversidad de factores y sucesos que presionan su tendencia, impide que se descarten alternativas de modelación con mayor corte teórico, donde también se contraste la influencia de otras variables económicas sobre su comportamiento.

Conclusiones

Hoy día han evolucionado diversas teorías y modelos empíricos que intentan explicar los determinantes de los tipos de cambio, los cuales incluyen factores del ámbito financiero, componentes de expectativas y variables de la esfera real de la economía. Cada teoría contrastada selecciona un método de estimación y muchas veces se obtienen resultados contradictorios.

A la par del desarrollo teórico en países más desarrollados, en la región latinoamericana se han identificado numerosos trabajos en torno al tema, que van desde un análisis de los determinantes del tipo de cambio real, hasta el objetivo explícito de explicar las fluctuaciones del tipo de cambio *spot* para su predicción. En general, las técnicas más utilizadas son las de cointegración que traen asociado un mecanismo de corrección del error. No obstante, se utilizan los enfoques ARIMA y otros métodos menos tradicionales.

En tal sentido, existe mucha controversia y debate sobre las potencialidades de los diversos métodos econométricos para explicar y predecir el comportamiento del tipo de cambio. Ya sean métodos deterministas, de alisamiento, modelos uniecuacionales, de ecuaciones simultáneas, enfoques ARIMA o modelos VAR para la cointegración, todos enfrentan defensores y detractores. Por tanto, no se puede afirmar que un método sea apropiado por sí mismo para explicar cualquier situación cotidiana, sino que deben contrastarse diferentes variantes y seleccionar aquella que reporte un mejor ajuste de la serie real o menor error de predicción.

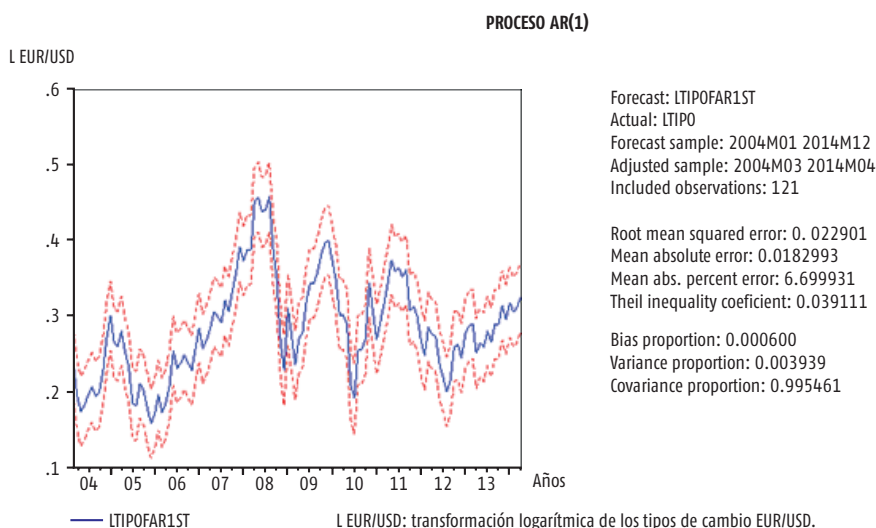
En Cuba se han verificado trabajos sobre la temática de tipo de cambio que igualmente hacen uso del herramental econométrico. En este sentido, se han desarrollado investigaciones con fines predictivos, orientados a la cobertura y gestión del riesgo cambiario en empresas cubanas con operaciones de comercio exterior. Todas ellas hicieron uso de los métodos de alisamiento simple y exponencial, así como del análisis técnico y fundamental.

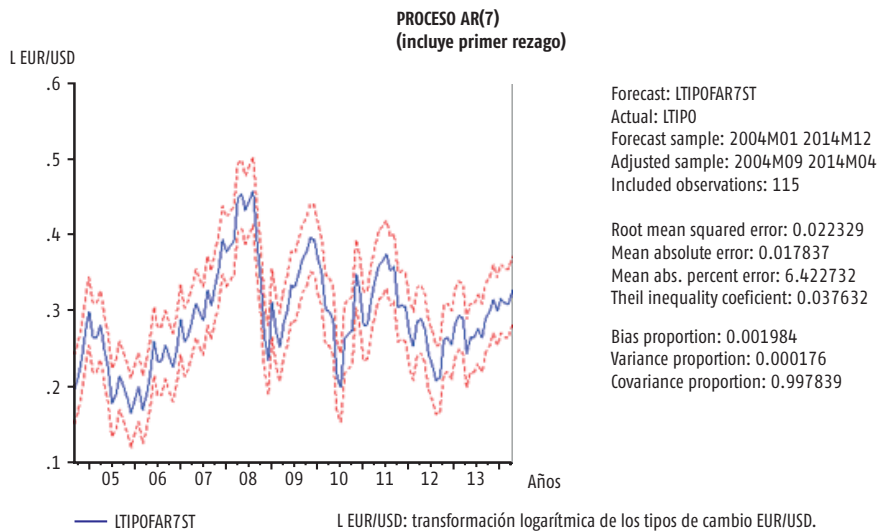
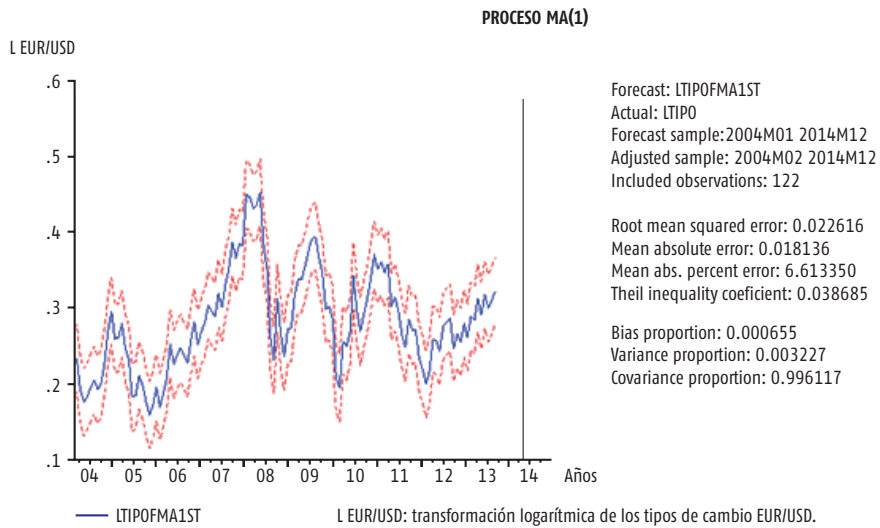
En el presente trabajo, se apeló a las potencialidades que ofrece la metodología Box-Jenkins o método ARIMA para el tratamiento de series temporales, teniendo en cuenta que se centra en el análisis de las propiedades probabilísticas o estocásticas de las series de tiempo por sí mismas. De ahí que se aplicara esta perspectiva para el estudio de la serie de tipo de cambio EUR/USD. Durante el curso de la investigación, se comprobó que la serie utilizada no es estacionaria en niveles, pero se alcanzó la condición con una primera diferencia. Este fue un resultado esperado, pues es una característica que comparte la mayoría de las variables económicas.

Además, se contrastaron 18 regresiones con componentes autorregresivos y de medias móviles.

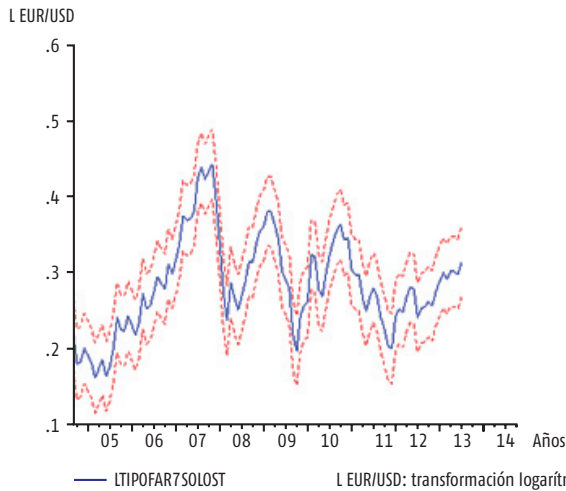
Una vez evaluada la significación de los parámetros estimados, el cumplimiento de las condiciones de estacionariedad y la comparación de los criterios Akaike, se seleccionaron cuatro especificaciones con componentes AR y MA. No obstante, los resultados de la raíz del error cuadrático medio y coeficiente de Theil calculados en las proyecciones, de conjunto con las nociones teóricas sobre el tipo de cambio, condujeron a seleccionar las especificaciones MA(1) y MA(7) como mejores variantes de estimación. Las predicciones obtenidas a partir de estos modelos apuntaron a que el tipo de cambio fluctuaría en los meses siguientes de 2014, con tendencia a la baja. Esto indica que al final de ese año, las estimaciones señalaron que el euro podría depreciarse ligeramente frente al dólar, lo cual fue consistente con las predicciones de autores especializados y se encuentra en correspondencia con la trayectoria que tuvo *a posteriori* la variable en cuestión.

Anexo 1. Resultados para la predicción (forecast estático) de los modelos seleccionados





PROCESO AR(7)



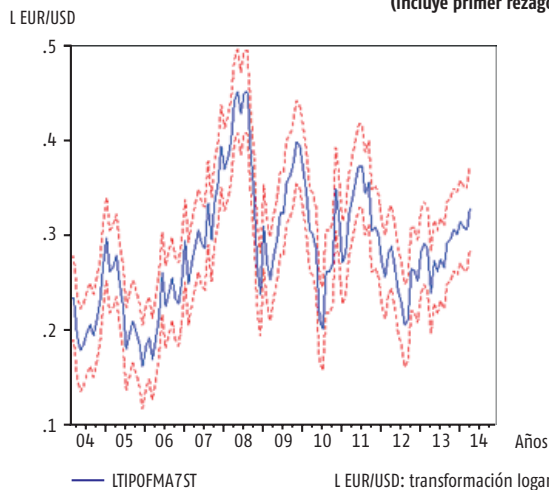
Forecast: LTIPOFAR7SOLOST
 Actual: LTIPO
 Forecast sample: 2004M01 2014M12
 Adjusted sample: 2004M09 2014M10
 Included observations: 115

Root mean squared error: 0.023098
 Mean absolute error: 0.018043
 Mean abs. percent error: 6.461980
 Theil inequality coefficient: 0.038962

Bias proportion: 0.002843
 Variance proportion: 0.002172
 Covariance proportion: 0.99485

L EUR/USD: transformación logarítmica de los tipos de cambio EUR/USD.

**PROCESO MA(7)
 (incluye primer rezago)**



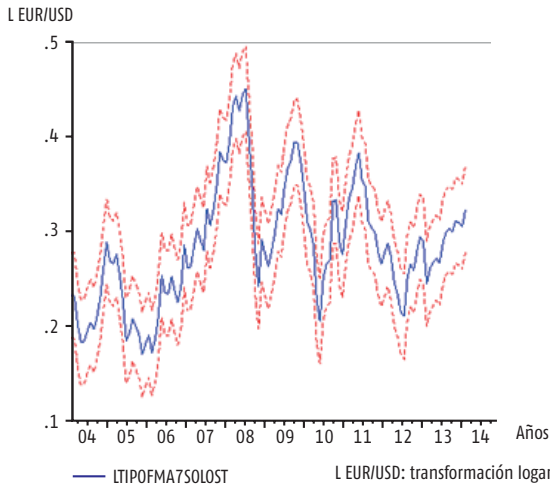
Forecast: LTIPOFMA7ST
 Actual: LTIPO
 Forecast sample: 2004M01 2014M12
 Adjusted sample: 2004M02 2014M12
 Included observations: 112

Root mean squared error: 0.021778
 Mean absolute error: 0.017589
 Mean abs. percent error: 6.392694
 Theil inequality coefficient: 0.037278

Bias proportion: 0.001128
 Variance proportion: 0.000015
 Covariance proportion: 0.0998856

L EUR/USD: transformación logarítmica de los tipos de cambio EUR/USD.

PROCESO MA(7)



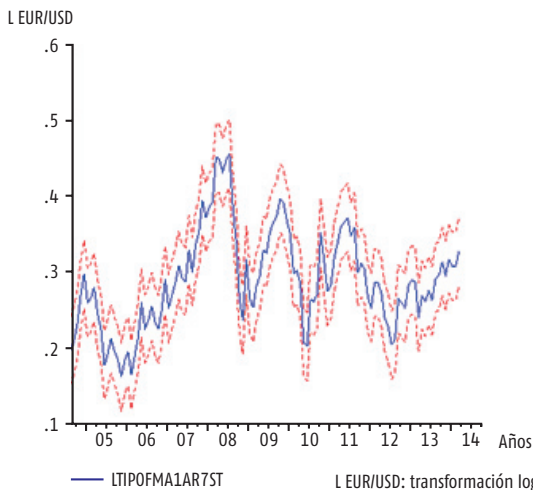
Forecast: TIPOFMA7SOLOST
 Actual: LTIPO
 Forecast sample: 2004M01 2014M12
 Adjusted sample: 2004M02 2014M12
 Included observations: 122

Root mean squared error: 0.022467
 Mean absolute error: 0.017520
 Mean abs. percent error: 6.346954
 Theil inequality coefficient: 0.038501

Bias proportion: 0.0022017
 Variance proportion: 0.005181
 Covariance proportion: 0.992802

L EUR/USD: transformación logarítmica de los tipos de cambio EUR/USD.

PROCESO ARIMA(7,1,1)



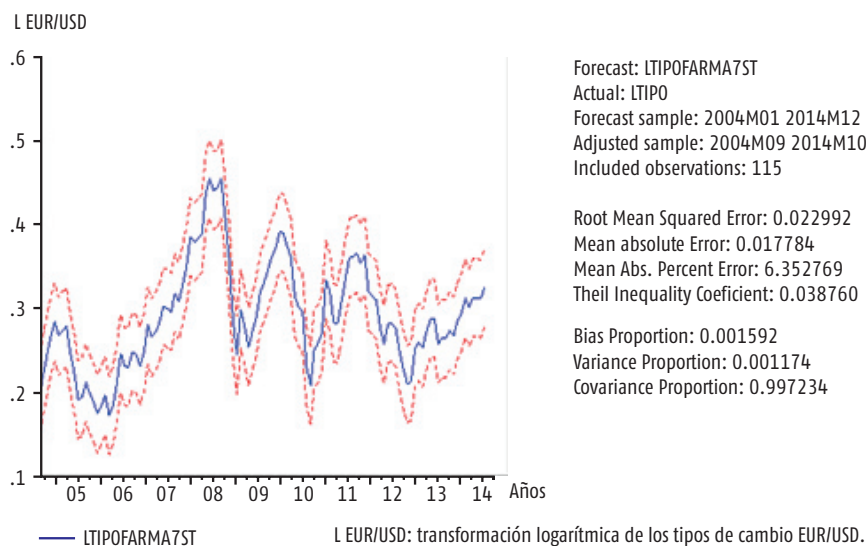
Forecast: LTIPOFMA1AR7ST
 Actual: LTIPO
 Forecast sample: 2004M01 2014M12
 Adjusted sample: 2004M09 2014M10
 Included observations: 115

Root mean squared error: 0.022175
 Mean absolute error: 0.017938
 Mean abs. percent error: 6.439375
 Theil inequality coefficient: 0.037369

Bias proportion: 0.001851
 Variance proportion: 0.000396
 Covariance proportion: 0.997753

L EUR/USD: transformación logarítmica de los tipos de cambio EUR/USD.

PROCESO ARIMA(7,1,7):

**BIBLIOGRAFÍA**

- ANDERSEN, T. G.; T. BOLLERSLEV; F. X. DIEBOLD y C. VEGA (2003): «Micro Effects of Macro Announcements: Real Time Price Discovery in Foreign Exchange», *American Economic Review*, vol. 93, n.º 1, March, pp. 38-62.
- ANDERSEN, T. G.; T. BOLLERSLEV; F. X. DIEBOLD y C. VEGA (2007): «Real-time Price Discovery in Global Stock, Bond and Foreign Exchange Markets», *Journal of International Economics*, vol. 73, pp. 251-77.
- ANDRADA-FÉLIX, J.; S. SOSVILLA-RIVERO y F. FERNÁNDEZ (2001): «Predicción del tipo de cambio dólar-euro: un enfoque no lineal», *Economía Internacional: Nuevas Aportaciones*, n.º 814, marzo-abril, pp. 141-150.
- ARTEAGA, C.; R. LUNA y J. OJEDA-JOYA (2011): «Normas de cuenta corriente y tasa de cambio real de equilibrio en Colombia», *Borradores de Economía*, n.º 681, Banco de la República, Colombia.
- CHEUNG, Y. W.; M. D. CHINN y A. GARCÍA PASCUAL (2005): «Empirical Exchange Rate of the Nineties: are Any Fit to Survive?», *Journal of International Money and Finance*, vol. 24, n.º 7, noviembre, pp. 1150-1175.
- CHIN, M. D. y R. A. MEESE (1995): «Banking on Currency Forecasts: How Predictable is Change in Money?», *Journal of International Economics*, vol. 38, n.ºs 1-2, february, pp. 161-178.
- CHINN, M. y E. PRASAD (2003): «Medium-term Determinants of Current account in Industrial and Developing Countries: an Empirical Exploration», *Journal of International Economics*, n.º 59, vol. 1, pp. 47-76.
- DAL BIANCO, M.; M. CAMACHO y G. PÉREZ-QUIRÓS (2012): «Short-run Forecasting of the Euro-Dollar Exchange Rate with Economic Fundamentals», documentos de trabajo, n.º 1203, Banco de España.
- DUNIS, C. y M. WILLIAMS (2003): *Applications of Advanced Regression Analysis for Trading and Investment*, John Wiley, Chichester.

- DUNIS, C.; J. LAWS y G. SERMPINIS (2008): «Higher Order and Recurrent Neural Architectures for Trading the EUR/USD Exchange Rate», CIBEF Working Papers.
- FAUST, J.; J. H. ROGERS; S. Y. B. WANG y J. H. WRIGHT (2007): «The High-frequency Response of Exchange Rates and Interest Rates to Macroeconomics Announcements», *Journal Monetary Economics*, vol. 54, pp. 1051-1068.
- GHOSH, A. y J. OSTRY (1995): «The Current Account in Developing Countries: A Perspective from the Consumption-Smoothing Approach», *The World Bank Economic Review*, vol. 7, n.º 2, pp. 305-333.
- GUERRERO, D. (2009): «Cobertura del riesgo cambiario en la División Automotriz de la Corporación CIMEX S.A.», trabajo de Diploma, Departamento de Finanzas, Facultad de Contabilidad y Finanzas, Universidad de la Habana.
- GUZMÁN, M. (2006): «Un modelo de predicción del tipo de cambio *spot* para la economía mexicana», *Análisis Económico*, vol. XXI, n.º 47, Universidad Autónoma Metropolitana- Azcapotzalco, pp. 95-129.
- IBARRÁN, P. y A. TRONCOSO (1998): «Causalidad entre el índice bursátil y el tipo de cambio en México», *Gaceta de Economía*, año 4, n.º 7, pp. 195-212.
- KIM, B. J. C. y S. MO (1995): «Cointegration and the Long-run Forecast of Exchange Rates», *Economics Letters*, vol. 48, n.º 3-4, June, pp. 353-359.
- LINDEMANN, A.; C. DUNIS y P. LISBOA (2004): «Level Estimation, Classification and Probability Distribution Architectures for Trading the EUR/USD Exchange Rate», *Neural Network Computing and Applications*, vol. 14, n.º 3, pp. 256-271.
- MACDONALD, R. y M. P. TAYLOR (1994): «The Monetary Model of the Exchange Rate: Long-run Relationships, Short-run Dynamics and How to Beat a Random Walk», *Journal of International Money and Finance*, vol. 13, n.º 3, June, pp. 276-290.
- MARK, N. C. (1995): «Exchange Rate and Fundamentals: Evidence on Long-horizon Predictability», *American Economic Review*, vol. 85, n.º 1, March, pp. 201-218.
- MEESE, R. A. y K. S. ROGOFF (1983): «Empirical Exchange Rate Models of the Seventies. Do They Fit out of Sample?», *Journal of International Economics*, vol. 14, n.º 1-2, February, pp. 3-24.
- ORELLANA, M. (2010): «Tipo de cambio real de equilibrio de Ecuador: evidencia empírica para el período 2000-2009», tesis de maestría, Instituto de Economía, Pontificia Universidad Católica de Chile.
- PESARAN, H. M.; Y. SHIN y R. SMITH (1996): «Testing the Existence of Long-run Relationship», *DAE working paper series* n.º 9622, Department of Applied Economics, University of Cambridge.
- THEOFILATOS, K.; S. LIKOTHANASSIS y A. KARATHANASOPOULOS (2012): «Modelling and Trading the EUR/USD Exchange Rate Using Machine Learning Techniques», *Engineering, Technology & Applied Science Research*, vol. 2, n.º 5, pp. 269-272.
- TORRES, I. (2012): «Propuesta de procedimiento para el pronóstico del tipo de cambio a corto plazo», tesis de diploma, Facultad de Contabilidad y Finanzas, Universidad de La Habana.
- WERNER, A. (1997): «Un estudio estadístico sobre el comportamiento de la cotización del peso mexicano frente al dólar y su volatilidad», *Gaceta de Economía*, año 3, n.º 5, otoño, pp. 221-251.

