

# Diagnóstico del poder predictivo para técnicas de predicción del tipo de cambio

Artículo  
arbitrado

## *Diagnosis of predictive power for exchange rate prediction techniques*

FIDEL DE LA OLIVA DE CON<sup>1</sup>  
REINALDO MOLINA FERNÁNDEZ<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Universidad de La Habana, Cuba, fdelaoliva@gmail.com

<sup>2</sup>reinaldo.molina@fcf.uh.cu

## RESUMEN

La predicción del tipo de cambio ha sido un tema importante en la literatura relacionada con las finanzas a partir del análisis de diversas teorías que comprenden modelos monetarios, técnicos y estadísticos-econométricos. Lograr una predicción lo más efectiva posible es una tarea de alta complejidad debido al alto grado de dispersión que presenta el tipo de cambio. Por ello el objetivo principal de esta investigación es diagnosticar el poder predictivo que de un conjunto de técnicas para la predicción del tipo de cambio. El principal resultado de este estudio es el cálculo del coeficiente de corrección a partir de las volatilidades arrojadas por el análisis ex post con el fin de corregir los futuros pronósticos de la variable objeto de estudio.

**PALABRAS CLAVES:** análisis técnico, coeficiente de corrección, diagnóstico, estacionariedad, heterocedasticidad, poder predictivo.

## ABSTRACT

*The prediction of the exchange rate has been an important topic in the literature related to finance from the analysis of various theories that include monetary, technical and statistical-econometric models. Achieving a prediction as effective as possible is a task of high complexity due to the high degree of dispersion of the exchange rate. Therefore, the main objective of this research is to diagnose the predictive power of a set of techniques for predicting the exchange rate. The main result of this study is the calculation of the correction coefficient from the volatilities thrown by the ex post analysis to correct the future forecasts of the variable under study.*

**KEYWORDS:** Technical analysis, correction coefficient, diagnosis, stationarity, heteroscedasticity, predictive power.

Código JEL: M30 Generalidades

Como citar el artículo (APA)

De la Oliva de Con, F. y Molina Fernández, R. (2019): Diagnóstico del poder predictivo para técnicas de predicción del tipo de cambio. *Revista Cubana De Finanzas Y Precios*, 3 (4), 50-61. Consultado de [http://www.mfp.gob.cu/revista\\_mfp/index.php/RCFP/article/view/06\\_V3N42019\\_FOCyRMF](http://www.mfp.gob.cu/revista_mfp/index.php/RCFP/article/view/06_V3N42019_FOCyRMF)

## INTRODUCCIÓN

La predicción de variables financieras que presentan alta volatilidad ha sido un tema de investigación importante para los especialistas relacionados a las ciencias económicas y más específicamente a los que se desenvuelven en el campo de las finanzas internacionales. El mercado de divisas aporta la mayor cantidad de transacciones financieras a nivel mundial, por lo que es el tipo de cambio una variable muy sensible a efectos comerciales. En este contexto, la predicción del tipo de cambio sirve de antesala para una efectiva cobertura del riesgo cambiario en las instituciones financieras y del comercio exterior.

Las predicciones se llevan a cabo mediante disímiles técnica, las que aportan a los analistas la información necesaria para estimar los

movimientos futuros de los datos a partir de la identificación de la tendencia. En esta investigación se utilizan un conjunto de técnicas, tales como, el análisis técnico, el asilamiento exponencial Holt-Winters, la metodología Box-Jenkins, los modelos autorregresivos de heterocedasticidad condicional y los métodos para la toma de decisiones en condiciones de incertidumbre.

El presente trabajo existe como un aporte a investigaciones anteriores realizadas en Cuba referentes a la aplicación de técnicas para la predicción del tipo de cambio, ya que se propone el cálculo del poder predictivo de las técnicas aplicadas con el objetivo de corregir los valores futuros de las predicciones.

## DESARROLLO

### PRINCIPIOS TEÓRICO. ANÁLISIS TÉCNICO

Los fundamentos teóricos expuestos por Charles H. Dow sobre el siglo XIX son la base fundamental del análisis técnico actual. En ellos se establece que las decisiones de los inversores están recogidas en los indicadores bursátiles, donde de forma indirecta estos representaban un resumen de toda la información tanto política como económica. El mayor aporte de esta teoría fue la desagregación del mercado en tres tendencias, la primaria, la secundaria y la terciaria. Todos resultados importantes a partir de la aplicación del análisis técnico se deben a la correcta identificación de las tendencias, combinado con distintas herramientas de mercado que aparecieron después.

Para la aplicación efectiva del análisis técnico es necesario el uso de los gráficos técnicos, ya que recogen toda la información necesaria del mercado. Los gráficos están representados de distintas maneras, pueden ser de líneas, de barras o de velas japonesas; estos últimos son los más

utilizados ya que brindan más información al analista. (De la Oliva, 2016)

Los gráficos registran los precios máximos, mínimos y de cierre alcanzados durante la sesión. En ellos se identifican los niveles de oferta y demanda a través del volumen, así como las resistencias y los soportes para indicar momentos importantes de ruptura o continuidad de la tendencia. La identificación de las tendencias anteriores mediante la observación del movimiento de los precios, logran predecir una tendencia futura acorde a las fluctuaciones pasadas. (Herrero y De los Monteros, 1999)

Otras herramientas indispensables para identificar tendencias futuras son los indicadores y osciladores técnicos como las bandas de bollinger, las medias móviles y el índice de fuerza relativa (RSI). De los anteriores, son denominados indicadores los que estudian el comportamiento de la tendencia y, aquellos denominados osciladores son los que se refieren al movimiento del precio a partir de su velocidad. Finalmente, la observación de patrones de cambio y continuidad

tanto de velas japonesas como occidentales, pueden apoyar de manera significativa el pronóstico. (María et al, 2007).

### TÉCNICAS ECONÓMICAS DE PREDICCIÓN.

Las técnicas econométricas para la predicción de variables financieras se apoyan en las series temporales para arrojar sus resultados. Las series temporales existen cuando se observa un conjunto de valores de una variable distribuidos de forma irregular a lo largo del tiempo. Para el trabajo con variables financieras se prioriza el uso de series de tiempo que cumplan la propiedad de estacionariedad, ya que cuando los valores de la serie oscilan alrededor de una constante existe una alta posibilidad de que las estimaciones estén menos insesgadas y los valores de la predicción puedan ser más confiables. (Peña, 2010)

El método de alisamiento exponencial está basado en promedios móviles acompañadas de variables en forma de progresión geométrica con ponderaciones decrecientes, donde se les conceden mayor peso a las observaciones inmediatamente anteriores y menos a las de períodos más atrasados.

El método de Holt-Winters sin estacionalidad, contiene dos parámetros  $\alpha$  y  $\beta$ , donde  $\alpha$  representa la constante de suavizamiento que calcula un promedio ponderado de la serie y para proyectarlo en el futuro, y  $\beta$  es el parámetro encargado de medir el comportamiento del promedio de la tendencia pasada de la serie analizada. Este modelo se utiliza generalmente cuando se desea suavizar una serie que presenta tendencia, pero no estacionalidad. Este modelo parte de la ecuación de pronóstico 1. (Castillo y Varela, 2005)

$$\hat{Y}_{t+1} = (a_t + b_t T) \quad [1]$$

Los modelos de Holt-Winters multiplicativo y aditivo consideran tres parámetros de suavizamiento,  $\alpha$ ,  $\beta$  y  $\gamma$ , este último arroja un promedio de la estacionalidad de la serie analizada y la proyecta en el pronóstico futuro, lo que

representa su principal diferencia con el modelo anterior. Su estructura es apropiada para pronosticar series con tendencia y estacionalidad. Este se demuestra a partir de la ecuación de predicción 2. (Castillo y Varela, 2005)

$$\hat{Y}_{t+T} = (a_t + b_t T) SF_{t+T}^* \quad [2]$$

La metodología Box-Jenkins presenta un modelo autorregresivo (AR), uno de medias móviles (MA) y una combinación de estos denominado autorregresivo de medias móviles (ARMA). Para su correcto funcionamiento es necesario que la serie propuesta tenga la condición de no estacionariedad, o sea que su media y varianza sean constante, condición que no se encuentra fácilmente en las series de corte financiero, por ello generalmente es necesario transformar la serie en nivel a una serie integrada. Para modelar la serie integrada la metodología propone el modelo autorregresivo integrado de medias móviles (ARIMA)

Para la creación de modelos a partir de la metodología Box-Jenkins se consideran los siguientes pasos: identificación, estimación, verificación del diagnóstico y predicción. (Flores, 2017)

Identificación: determinar los valores apropiados de los parámetros.

Estimación: estimar los parámetros de los términos autorregresivos y de media móvil incluidos en el modelo.

Verificación del diagnóstico: comprobar si el modelo seleccionado ajusta los datos adecuadamente.

Predicción: proponer un procedimiento a partir del modelo seleccionado.

Las series de tiempo financieras, como precios de acciones, tasas de cambio, tasas de inflación, etc., a menudo presentan el fenómeno de acumulación de la volatilidad; es decir, existen lapsos en los que sus precios muestran amplias variaciones durante prolongados periodos y luego se dan intervalos de una calma relativa. Los llamados modelos con heteroscedasticidad condicional autorregresiva (ARCH) o modelos con heteroscedasticidad condicional autorregresiva

generalizada (GARCH) representan la mencionada acumulación de volatilidad. (Damodar y Dawn, 2010).

El modelo ARCH (q) se representa por las ecuaciones 3 y 4

$$y_t = \varepsilon_t \sigma_t \quad [3]$$

$$\sigma_t^2 = \omega + \sum_{i=1}^q \alpha_i y_{t-i}^2 \quad [4]$$

El modelo ARCH puede identificar las causas que provocan la fluctuación de la varianza a lo largo del tiempo, en vez de aceptar el hecho de que medias y varianzas condicionales puedan evolucionar en paralelo, característica que lo hace útil para pronosticar series con alta volatilidad en la varianza. (Abascal, 2016)

De estos modelos se desprenden los autorregresivos de heterocedasticidad generalizados con umbral (TGARCH), los autorregresivos de heterocedasticidad generalizados exponenciales (EGARCH) y los autorregresivos de heterocedasticidad generalizados integrados (IGARCH), constituyéndose cada uno como parte de la familia ARCH-GARCH.

### CRITERIOS PARA LA TOMA DE DECISIONES EN CONDICIONES DE INCERTIDUMBRE.

Los criterios para la toma de decisiones en condiciones de incertidumbre se utilizan para contrastar resultados a partir del análisis de un conjunto de estados de la naturaleza relacionados con la serie que se analiza, por cuanto sus conclusiones se hallan permanentemente sometidas al contraste de la experiencia y sus planteamientos se refieren también a lo que debe

ser en una acepción claramente prescriptiva, por tanto, se puede decir que esta teoría se enfoca como proceso y como técnica cualitativa donde su forma cuantitativa tendrá especial relevancia. (Felipe, 2008)

Para su aplicación se utiliza el criterio pesimista o de Wald, el criterio optimista, el criterio de Laplace, el criterio de Savage y el criterio de Hurwicz. Los criterios anteriores arrojan resultados sobre escenarios pesimistas, optimistas o promedios.

### CONSIDERACIONES INICIALES AL DIAGNÓSTICO DEL PODER PREDICTIVO DE LAS TÉCNICAS DE PREDICCIÓN

Para una mejor comprensión y organización del tema tratado en este capítulo, se lleva a cabo un análisis de un ciclo de 3 tendencias principales relevantes del tipo de cambio euro-dólar y dentro de estas se aplican las técnicas de predicción para identificar las tendencias secundarias correspondientes. Se determina como tendencias primaria bajista la que va de junio de 2014 a marzo de 2015, ya que ésta crea mínimos menores sucesivos. El último máximo se encuentra representado por el punto de la tendencia bajista donde parte la línea horizontal de color azul, la que se rompe en agosto de 2017 venerando el comienzo de la siguiente tendencia primaria alcista. La tendencia intermedia entre la bajista y la alcista se denomina tendencia horizontal o de rango, y va desde que termina la tendencia bajista hasta que comienza la tendencia alcista. Las tendencias bajista y alcista están enmarcadas con el color rojo y morado respectivamente, mientras que a la tendencia de rango le corresponde el color azul, como se muestra en la Figura 1.

Figura 1:  
Tendencias principales de la serie del tipo de cambio euro-dolar.



Fuente: Extraído de [www.tradingview.com](http://www.tradingview.com)

De las tendencias primarias identificadas se extraen ocho tendencias secundarias para aplicar las técnicas de predicción. La primera tendencia secundaria que se selecciona corresponde a la gran tendencia primaria bajista, ya que en ésta no aparecen tendencias secundarias, esta corresponde al inicio del primer suelo de la figura occidental de triple suelo que se muestra. La segunda tendencia corresponde al fin del primer suelo y la creación del primer máximo de la tendencia horizontal. La tercera y cuarta tendencia forman el segundo suelo y esta última se extiende hasta el segundo máximo del rango. La quinta tendencia concluye el patrón con el último suelo y la sexta tendencia corresponde a la avanzada que rompe el último máximo marcado por la tendencia bajista, confeccionando la nueva tendencia alcista. La séptima está enmarcada en una contracción que le da lugar al inicio de la octava tendencia secundaria y al fin del ciclo tendencial. Figura 2.

Figura 2:  
Tendencias secundarias de la serie del tipo de cambio euro-dólar



Fuente: Extraído de [www.tradingview.com](http://www.tradingview.com)

Las tendencias se identifican como períodos a los efectos de la predicción para esta investigación, por tanto, la muestra y el horizonte temporal de la predicción para los ocho períodos se muestran en la Tabla 1.

Tabla 1:

Horizonte temporal de la muestra y la predicción para los ocho períodos.

Períodos	Muestra		Predicción	
	Desde	Hasta	Desde	Hasta
primero	16/09/2014	20/01/2015	02/02/2015	13/03/2015
segundo	24/02/2015	13/07/2015	14/07/2015	24/08/2015
tercero	04/06/2015	21/10/2015	22/10/2015	02/12/2015
cuarto	04/11/2015	22/03/2016	23/03/2016	03/05/2016
quinto	22/06/2016	08/11/2016	09/11/2016	20/12/2016
sexto	13/03/2017	28/07/2017	31/07/2017	08/09/2017
séptimo	10/05/2017	26/09/2017	27/09/2017	07/11/2017
octavo	21/08/2017	05/01/2018	08/01/2018	16/02/2018

### DIAGNÓSTICO PARA EL ANÁLISIS TÉCNICO

El análisis técnico de manera general se considera bueno para el pronóstico a corto plazo, ya que todas sus herramientas logran una visión significativa de la tendencia futura. Los patrones de vuelta occidentales logran medir correctamente la tendencia en los períodos presentados. Los patrones de vuelta de velas japonesas también se consolidan en todas las ocasiones pudiendo anticipar verídicamente la aparición de las tendencias secundarias y terciarias. Las medias móviles arrojan comportamientos significativos para la aproximación de las tendencias futuras, al igual que el RSI.

La aplicación de las bandas de Bollinger suele ser parsimoniosa en todos los momentos, con una cierta inclinación a la banda inferior en momentos donde la cotización gana un gran volumen. Del análisis anterior se concreta que el estudio de los resultados arrojados a partir de la aplicación de las herramientas del análisis técnico sirve de gran ayuda para la futura identificación de la tendencia lo que puede complementar cualquier análisis futuro de predicción del tipo de cambio.

### DIAGNÓSTICO PARA EL ALISAMIENTO EXPONENCIAL HOLT-WINTERS

S

e destaca la nula elección de la variante sin estacionalidad, en principio porque la serie en sus distintos períodos presenta un componente

tendencial y otro estacional, los que solamente se pueden ponderar con los modelos aditivo y multiplicativo, ajustándose mejor a la serie y tomando valores semejantes en cuanto a la raíz del error cuadrático medio. Con los modelos Holt-Winters se obtiene una predicción de hasta 30 días posteriores a la última observación, sin embargo, teóricamente éstas solo son buenas hasta la observación número 3. Para un mejor análisis de los datos se comparan las estimaciones puntuales con los valores reales de la variable y se determina la desviación porcentual de cada observación y de su promedio.

Para el primer período se logra un promedio estimado de 1,1075 frente al real de 1,1187, demostrándose una desviación porcentual promedio de -1,01% referente al modelo aditivo. En el segundo período el modelo que mejor se adapta a la serie es el multiplicativo y arroja una desviación promedio de -0,48%. El tercer período está comprendido por una estimación promedio de 1,1359 frente al promedio real de 1,0790 y una desviación de 5,01%, siendo la estimación menos acertada de todas las realizadas con el modelo multiplicativo. En el cuarto período el promedio se mantiene estable tomando el valor de 1,1289 frente al 1,1330 de promedio real, lo que demuestra una desviación de -0,37% mediante un modelo aditivo. El quinto período se referencia por una desviación porcentual promedio de 3,50%

lograda mediante un modelo multiplicativo. En el sexto período se obtienen valores promedios acertados de 1,1921 para el pronóstico y de 1,1844 para el real, siendo de 0,65% la desviación entre estos. Para el séptimo período mediante un modelo aditivo se obtiene una desviación

promedio de 2,54% al comparar el valor estimado de 1,2040 con el real de 1,1734. En el último período, con una desviación porcentual promedio de -1,91, el valor estimado de 1,2059 quedó por debajo del real de 1,2290. Lo anterior se puede resumir en la Tabla 2.

Tabla 2:  
Estimación y desviación promedio del alisamiento exponencial Holt-Winters

Período	Promedio Real	Promedio Estimación puntual	Variación porcentual promedio	Variante
Primero	1,1187	1,1075	-1,01%	Aditivo
Segundo	1,1032	1,0979	-0,48%	Multiplicativo
Tercero	1,0790	1,1359	5,01%	Multiplicativo
Cuarto	1,1330	1,1289	-0,37%	Aditivo
Quinto	1,0634	1,1020	3,50%	Multiplicativo
Sexto	1,1844	1,1921	0,65%	Aditivo
Séptimo	1,1734	1,2040	2,54%	Aditivo
Octavo	1,2290	1,2059	-1,91%	Multiplicativo

De esta manera se obtiene una forma sencilla de pronosticar la serie, que depende solamente de los valores pasados y de una constante que modula el comportamiento promedio exponencial, sin embargo, estos modelos asumen comportamientos estables de la tendencia de la serie, condición que no se cumple en series de corte financiera debido a su elevada volatilidad.

### DIAGNÓSTICO PARA LA METODOLOGÍA BOX-JENKINS

De todos los modelos determinados como significativos en sus pruebas globales y parciales para los ocho períodos, los que mejor se ajustaron a los datos fueron los modelos integrados de medias móviles (IMA) y los autorregresivos integrados de medias móviles (ARIMA) en varias de sus variantes, destacándose por estar compuestos en su mayoría por retardos del orden 1, 4, 8, 9 y 10. En el primer período la predicción arrojó un valor promedio de 1,1055 contra el real de 1,1187 teniendo una desviación promedio de -1,20%. El

segundo período se destaca por una buena predicción donde la desviación obtiene valor medio en torno al 1,26% con una estimación puntual de 1,1173. En el tercer período el valor estimado promedio es de 1,1334 frente a un real de 1,0790, este pronóstico no fue el más acertado demostrando una desviación porcentual de 4,80%. El cuarto período se destaca por una estimación con desviación media de -0,48% al comparar el valor real de 1,1330 con el estimado de 1,1276. En el quinto período existe más incertidumbre que en el anterior donde la estimación ronda los 1,0987 frente al real de 1,0634 con una desviación del 3,21%. El sexto período está comprendido por una predicción que arroja un valor medio de 1,1890 en comparación con el 1,1844 real. En el séptimo período la desviación promedio se aleja hasta un 2,55% ya que el valor predicho toca los 1,2042 y el real los 1,1734. Para el último período se tiene un valor pronosticado medio de 1,2141 frente a un real de 1,2290, con una desviación de -1,23%. Ver Tabla 3.

Tabla 3:  
Estimación y desviación promedio de los modelos ARIMA

Período	Promedio Real	Promedio Estimación puntual	Variación porcentual promedio	Variante
Primero	1,1187	1,1055	-1,20%	IMA (1,1)
Segundo	1,1032	1,1173	1,26%	ARIMA (10,1,10)
Tercero	1,0790	1,1334	4,80%	IMA (1,10)
Cuarto	1,1330	1,1276	-0,48%	ARIMA (1,1,1)
Quinto	1,0634	1,0987	3,21%	ARIMA (1,1,1)
Sexto	1,1844	1,189	0,39%	ARIMA (9,1,9)
Séptimo	1,1734	1,2042	2,55%	IMA (1,4)
Octavo	1,2290	1,2141	-1,23%	ARIMA (8,1,8)

La predicción mediante la utilización de la metodología Box-Jenkins logra ser más parsimoniosa que el alisamiento exponencial, ya que depende de los valores estocásticos de la variable observada en adición a un componente de ruido blanco necesario para el cumplimiento del supuesto de estacionariedad. Sin embargo, no es del todo una buena variante para series de corte financiero debido a la alta volatilidad e incertidumbre que presentan, donde la demostración de un comportamiento heterocedástico en la varianza de los residuos pudiera ocasionar anomalías en la predicción.

#### DIAGNÓSTICO PARA LOS MODELOS AUTORREGRESIVOS DE HETEROCEDASTICIDAD CONDICIONAL

En la serie propuesta se generan modelos ARCH (1) para el cuarto, quinto, sexto y octavo período, dejando como evidencia un pronóstico donde el comportamiento del valor estimado responde a una expectativa generada en el momento precedente o a un valor esperado condicionado por la varianza del período anterior.

En los períodos primero, sexto y séptimo, el modelo que mejor se ajusta a los datos es el GARCH (1.1), permitiendo que las volatilidades pasadas de la variable influyan en el pronóstico sin importar el orden de retardos, de esta manera la

varianza se suaviza y permite un pronóstico mejor adaptado. En el segundo período se propone un modelo EGARCH (1.1.1) el cual modula la serie de manera que no es necesario trabajar con la varianza condicionada negativa y proyecta una respuesta asimétrica de los datos estimados.

Para el primer período se logra un promedio estimado de 1,1026 frente al real de 1,1187, demostrándose una desviación porcentual promedio de -1,46% referente al modelo GARCH (1.1). En el segundo período el modelo que mejor se adapta a la serie es el EGARCH (1.1.1) y arroja una desviación promedio de 0,46%. El tercer período está comprendido por una estimación promedio de 1,1330 frente al promedio real de 1,0790 y una desviación de 4,76%, siendo la estimación menos acertada de todas las realizadas. En el cuarto período el promedio estimado se mantiene estable tomando el valor de 1,1293 frente al 1,1330 de promedio real, lo que demuestra una desviación de -0,33% mediante un modelo ARCH (1). El quinto período se referencia por una desviación porcentual promedio de 3,19% lograda mediante un modelo ARCH (1). En el sexto período se obtienen valores promedios acertados de 1,1889 para el pronóstico y de 1,1844 para el real, siendo de 0,38% la desviación entre estos. Para el séptimo período mediante un modelo GARCH (1.1) se obtiene una desviación promedio de 2,53% al comparar el valor estimado de 1,2039

con el real de 1,1734. En el último período, con una desviación porcentual promedio de -0,27%, el valor

estimado de 1,2157 quedó por debajo del real de 1,2290. Ver Tabla 4.

Tabla 4:  
Estimación y desviación promedio de los modelos de la familia ARCH-GARCH

Período	Promedio Real	Promedio Estimación puntual	Variación porcentual promedio	Variante
Primero	1,1187	1,1026	-1,46%	GARCH
Segundo	1,1032	1,1084	0,46%	EGARCH
Tercero	1,0790	1,133	4,76%	ARCH
Cuarto	1,1330	1,1293	-0,33%	ARCH
Quinto	1,0634	1,0985	3,19%	ARCH
Sexto	1,1844	1,1889	0,38%	GARCH
Séptimo	1,1734	1,2039	2,53%	GARCH
Octavo	1,2290	1,2157	-0,27%	ARCH

Los modelos aplicados de la familia ARCH-GARCH a pesar de que son teóricamente los más convenientes para modelar las series financieras, estos presentan algunos errores de trabajo como son: en el modelo ARCH se necesita un gran número de retardos para que sea significativo, en los modelos GARCH las condiciones impuestas por los parámetros para que la varianza condicional no sea negativa son violadas en algunos casos, y para los modelos EGARCH el simple hecho de una subida o bajada de los valores que toma la variable de la serie puede inferir en el comportamiento asimétrico del pronóstico.

**DIAGNÓSTICO DE LOS CRITERIOS PARA LA TOMA DE DECISIONES EN CONDICIONES DE INCERTIDUMBRE.**

En lo que respecta a esta investigación, estos métodos se aplican tomando la base de datos referente a los pronósticos otorgados por las técnicas econométricas de predicción presentadas anteriormente, con el objetivo de obtener resultados estimados cercanos a los reales mediante los criterios subjetivos de tipo pesimistas, optimistas y promedios. Con estos criterios se obtienen valores estimados que

refuerzan la importancia de las técnicas econométricas para el pronóstico.

De todos los criterios aplicados, los pronósticos de tipo pesimistas fueron los que más se acercaron a la realidad, entre estos se destacan los criterios del pesimista y de Savage, aunque no debe descartarse el valor arrojado por el criterio de Laplace para el cuarto período. Para los períodos del primero al tercero, el quinto y el séptimo, el criterio del pesimista preponderó logrando desviaciones importantes como la del segundo período que toma valores de -0,10%. En el cuarto período se impuso el criterio de Laplace incidido por un modelo de la familia ARCH-GARCH, logrando un valor predictivo promedio significativo para una desviación porcentual de 0,20%. En los períodos restantes destacó el criterio pesimista de Savage enmarcando a los modelos de heterocedasticidad condicional como los de menor pérdida de oportunidad y estimaciones más precisas.

Los restantes criterios arrojaron valores cercanos a los reales pero peores a los arrojados por los criterios anteriores. La preponderancia de los criterios pesimistas sobre los optimistas se debe a que la variable de estudio se acercó más a los valores mínimos de acuerdo con las

estimaciones puntuales de los modelos econométricos, de esta manera puede afirmarse que los valores mínimos de los pronósticos fueron más efectivos que los máximos.

Se destaca que en los períodos representados, con excepción del segundo, tercero y séptimo, los valores significativos que arrojan los criterios para la toma de decisiones

responden a la base de datos de los pronósticos realizados mediante los modelos autorregresivos de heterocedasticidad condicional, siendo así en cinco ocasiones de las ocho estudiadas, por lo que se infiere mediante estos resultados que los modelos de la familia ARCH-GARCH son más efectivos para el pronóstico del tipo de cambio que los restantes modelos econométricos. Ver Tabla 5.

Tabla 5:

Estimación y desviación promedio de los métodos para la toma de decisiones

Período	Promedio Real	Valor estimado	Desviación	Método	Modelo
Primero	1,1187	1,1275	0,88%	Pesimista	ARCH-GARCH
Segundo	1,1032	1,1022	-0,10%	Pesimista	Holt-Winters
Tercero	1,0790	1,1345	5,55%	Pesimista	ARIMA
Cuarto	1,1330	1,1350	0,20%	Laplace	ARCH-GARCH
Quinto	1,0634	1,1022	3,88%	Pesimista	ARCH-GARCH
Sexto	1,1844	1,2083	2,39%	Savage	ARCH-GARCH
Séptimo	1,1734	1,2183	4,49%	Pesimista	ARIMA
Octavo	1,2290	1,2197	-0,93%	Savage	ARCH-GARCH

#### CONSIDERACIONES FINALES AL DIAGNÓSTICO DEL PODER PREDICTIVO DE LAS TÉCNICAS DE PREDICCIÓN

Para la evaluación de las técnicas de pronóstico utilizadas se tiene en cuenta el poder de la predicción que arrojaron durante los ocho períodos de estudio, de esta forma se calcula un coeficiente de corrección de los valores estimados, el que se deriva del promedio de las desviaciones de los ocho períodos. Para ello las herramientas del análisis técnico se dividen en los patrones occidentales, patrones de velas, medias móviles, RSI y bandas de Bollinger. Las técnicas econométricas se dividen en alisamiento exponencial Holt-Winters, metodología Box-Jenkins y modelos de la familia ARCH-GARCH. Entre los métodos para la toma de decisiones se consideran los criterios pesimista, optimista, Laplace, Savage y de Hurwicz.

El coeficiente de corrección se obtiene calculando un promedio de las desviaciones estándar arrojadas para los ocho períodos analizados, con el fin de utilizarlo para corregir las estimaciones puntuales y promedio de los valores arrojados por las técnicas utilizadas en futuras predicciones. De esta manera se pueden obtener predicciones más precisas.

Los modelos econométricos aplicados mostraron estimaciones buenas en todas sus variantes, aunque sobresalieron los de la familia ARCH-GARCH al ajustarse mejor a los datos de la serie presentada. De todos los modelos autorregresivos de heterocedasticidad condicional los que más sobresalieron fueron los denominados GARCH, ya que actúan como un término suavizador permitiendo que las volatilidades rezagadas impacten en el pronóstico futuro, y de esta manera la serie del tipo de cambio

que por naturaleza contiene una alta volatilidad puede ser mejor estimada. Estos modelos fueron los mejores en siete ocasiones de las ocho presentadas logrando un coeficiente de corrección del 1.1575% frente a un 0.6972% del exponencial simple, 0.9913% de los modelos Holt-Winters y 1.1625% para los ARIMA.

De todos los métodos para la toma de decisiones en condiciones de incertidumbre los

más efectivos al comparar las desviaciones, fueron los criterios del pesimista, de Laplace y de Savage correspondientes a datos extraídos de las estimaciones de los modelos econométricos. Los coeficientes de corrección de los modelos pesimista, optimista, Laplace, Savage y Horwicz fueron 1.87%, 3.07%, 2.37%, 2.05% y 2.06% respectivamente.

## CONCLUSIONES

- 1- Se diagnostica el poder predictivo de las técnicas utilizadas mediante su aplicación en ocho períodos correspondientes a un grupo de tendencias secundarias.
- 2- Se calcula el coeficiente de corrección a partir de un promedio de las desviaciones promedio de los valores estimados, para los modelos econométricos y los criterios para la toma de decisiones, con el objetivo de corregir los valores estimados en el análisis ex ante del pronóstico del tipo de cambio.

## REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Abascal M. (2016): *Análisis de series temporales financieras*. Trabajo de fin de grado. Universidad de Cantabria
- Castillo R. y Varela R. (2005): *Econometría práctica: fundamentos de series de tiempo*. Versión preliminar.
- Damodar N. y C. Dawn. (2010): *Econometría* (Quinta Edición). Santa Fe. Editorial MacGraw-Hill.
- De la Oliva F. (2016): *Gestión del riesgo financiero internacional*. La Habana. Editorial Félix Varela.
- Felipe P. (2008): *Teoría de la decisión*. Folleto instructivo para la teoría de la asignatura de investigación de operaciones. Facultad de Economía. Universidad de La Habana.
- Flores A. L. (2017): *Pronóstico del índice nacional de precios al consumidor*. Revista Iberoamericana de contaduría, economía y administración. Vol. 6. No. 12. Pp. 4-29.
- Herrero A. y De los Monteros E. (1999): *Análisis de las teorías de inversión en bolsa*. Tesis doctoral. Universidad Complutense de Madrid.
- María A, et al. (2007): *Tipo de cambio nominal chileno: predicción en base al análisis técnico*. Documentos de trabajo del Banco Central de Chile, No. 425. Pp. 1-34.
- Peña D. (2010): *Análisis de series temporales*. Segunda edición. Editorial El libro universitario.

## DATOS DE LOS AUTORES

FIDEL DE LA OLIVA DE CON

Doctor en Ciencias Económicas (2001), Master en Finanzas (1997) y Profesor Titular de la Universidad de la Habana con 30 años de experiencia en docencia e investigaciones. Tiene formación posgraduada en Suiza y España. Coordinador del programa de Doctorado en Ciencias Contables y Financieras de esta universidad (2014), vicedecano de la Facultad de Contabilidad y Finanzas (2011-2017), vicepresidente de la Comisión Nacional de la Carrera homónima (2011), Presidente del Consejo Científico de la Facultad (2002-2018), nominado a Académico Titular de la Academia de Ciencias de Cuba (2018). Ha impartido docencia, conducido investigaciones o desarrollado trabajos de consultoría en varias universidades y organizaciones de Cuba, Ecuador, Bolivia, Haití y Martinica. Es consultor del Programa de Naciones Unidas para el Desarrollo (PNUD).

REINALDO MOLINA FERNÁNDEZ

Licenciado en Contabilidad y Finanzas (2019). Profesor de Finanzas de la Facultad de Contabilidad y Finanzas.

**Fecha de recepción: 28 de noviembre de 2019**

**Fecha de aceptación: 10 de diciembre de 2019**

**Fecha de publicación: 30 de diciembre de 2019**