

Julián Andrada-Félix*
Simón Sosvilla-Rivero**
Fernando Fernández Rodríguez*

PREDICCIÓN DEL TIPO DE CAMBIO DÓLAR-EURO: UN ENFOQUE NO LINEAL

Este trabajo evalúa la relevancia empírica en mercados cambiarios de un tipo de predictores no lineales denominados predictores por analogías. Para ello, a partir de datos diarios correspondientes al tipo de cambio dólar-euro, se examina su bondad predictiva durante el año 2001, obteniéndose que se comportan marginalmente mejor que los predictores lineales como el ARIMA o el modelo de paseo aleatorio, al tiempo que se constata que tales predictores no lineales contienen información útil que no está presente en la predicción del paseo aleatorio. Además, los predictores por analogías superan netamente a los modelos lineales a la hora de predecir la dirección del movimiento en la cotización y generan reglas de compraventa que mejoran las ganancias derivadas de otras técnicas chartistas alternativas.

Palabras clave: mercados financieros internacionales, tipos de cambio, previsiones económicas, volatilidad.
Clasificación JEL: C53, F31, G15.

1. Introducción

Los últimos cincuenta años se han caracterizado por una creciente internacionalización de las actividades económicas. El continuo avance en los campos del transporte y las comunicaciones, unido a la liberalización progresiva de las relaciones económicas internacionales, han dado lugar a un incremento sin preceden-

tes tanto en los intercambios de bienes y servicios, como de activos financieros.

Dicho incremento ha ido paralelo al espectacular desarrollo registrado en los mercados de divisas, dado que la utilización de diferentes unidades monetarias propias de cada economía nacional condiciona el que en cada transacción internacional sea necesaria la conversión de diferentes tipos de moneda, obligando a la existencia de unos mecanismos de conversión multilateral conocidos universalmente como mercados de cambio.

El mercado de divisas es el mercado financiero de mayor importancia en el mundo tanto por su volumen diario de negociación como por su incidencia en el com-

* Universidad de Las Palmas de Gran Canaria.

** FEDEA y Universidad Complutense de Madrid.

portamiento de otros mercados financieros o de bienes y servicios. Si atendemos al volumen de transacciones nos encontraremos que éste se sitúa, en término medio, en torno a 1.200 millones de dólares diarios, cifra que sobrepasa en más de cien veces el valor medio diario de las acciones de Wall Street. Asimismo, esta cifra supera ampliamente el comercio mundial de mercancías que se realiza durante todo el resto del año y su orden de magnitud es de varias veces el producto bruto mundial.

Debido a su extrema importancia en la actividad económica internacional, un tema recurrente en la literatura sobre mercados financieros ha sido el intento de predecir tipos de cambio. Esta tarea ha resultado especialmente difícil debido tanto al alto grado de volatilidad que exhiben los mercados cambiarios, como al complejo proceso generador de datos que gobierna su comportamiento dinámico subyacente.

Tras el influyente trabajo de Messe y Rogoff (1983) sobre la pobre capacidad predictiva de los modelos de determinación del tipo de cambio en comparación con un modelo ingenuo de paseo aleatorio, se viene registrando un enorme esfuerzo tanto en profundizar y desentrañar las causas de la extrema dificultad que representa la predicción de los tipos de cambio, como en diseñar procedimientos alternativos que supongan alguna mejora predictiva sobre la proporcionada por el modelo de paseo aleatorio.

Este reto de superar la capacidad predictiva del paseo aleatorio se ha visto reforzado por la aparición de la nueva moneda europea, que en su corta existencia se ha manifestado como problemática en cuanto a su predicción. En particular, tras el lanzamiento del euro en enero de 1999, prácticamente todos los analistas predijeron una fuerte apreciación frente al dólar estadounidense, cuando en realidad sucedió todo lo contrario.

Con este trabajo tratamos de contribuir al programa de investigación sobre predecibilidad en mercados cambiarios analizando la bondad predictiva de los denominados *predictores por analogías*. El trabajo se organiza como sigue. En la Sección 2 se presenta sucintamente

la técnica de predicción propuesta. La Sección 3 describe la base de datos utilizada y ofrece la evaluación estadística de los predictores, mientras que en la Sección 4 se muestran los resultados obtenidos al evaluar la posible explotación de dichos predictores por parte de los inversores en forma de regla de contratación. Por último, en la Sección 5 se resumen las principales conclusiones obtenidas.

2. Predicción no lineal con predictores por analogías

Los métodos de predicción por analogías se basan en la premisa de que podemos realizar predicciones a corto plazo a partir de patrones de comportamiento pasado detectados en la serie objeto de estudio, eliminando así la necesidad de hacer explícito un modelo econométrico que represente la serie temporal [véanse, por ejemplo, Fernández-Rodríguez *et al.* (1999, 2003)].

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

Los predictores por analogías están relacionados con técnicas chartistas (análisis técnico), ampliamente empleadas en los mercados financieros a la hora de realizar predicciones a corto plazo. En este sentido, Clyde y Osler (1997) muestran que los métodos de predicción por analogías pueden considerarse una generalización sofisticada de los métodos gráficos chartistas.

En particular, dada una serie finita, x_t ($t = 1, \dots, T$), con el fin de identificar patrones geométricos en dicha serie, se establecen segmentos solapados de igual longitud que se consideran puntos en un espacio vectorial cuya dimensión se denomina «dimensión de inmersión» de la serie.

Para ello, consideramos los vectores x_t^m de m observaciones formadas a partir de la serie original (denominadas m -historias):

$$x_t^m = (x_t, x_{t-1}, \dots, x_{t-(m-1)}), \quad t = 1 + (m-1), \dots, T$$

Esta secuencia de m -historias constituye un objeto multidimensional que puede, para un m suficientemente grande, imitar el proceso generador de datos de la serie objeto de estudio (Takens, 1981).

$$x_{i_1}^m, x_{i_2}^m, x_{i_3}^m, \dots, x_{i_k}^m,$$

En segundo lugar, consideramos k m -historias lo más similares posibles a la última disponible

$$x_T^m = (x_T, x_{T-1}, x_{T-2}, \dots, x_{T-(m-1)}),$$

donde $k \equiv \lambda T$ ($0 < \lambda < 1$), y donde el subíndice « j » ($j = 1, 2, \dots, k$) representa cada una de las k m -historias elegidas.

La proximidad de dos m -historias en el espacio de fases R^m nos permite hablar de «situaciones análogas» en el comportamiento dinámico de dos segmentos de la serie temporal x_t .

Para establecer dichas situaciones análogas a la última m -historia disponible x_T^m , buscamos los k vectores más próximos a ella en el espacio de fases R^m , en el sentido de que maximizan la función:

$$\rho(x_i^m, x_T^m), \quad i = 1 + (m-1), \dots, T-1$$

(es decir, buscamos aquellas m -historias, x_i^m , que presenten una mayor correlación serial con la última disponible, x_T^m).

Una vez establecidas k situaciones análogas a x_T^m , realizamos predicciones sobre su evolución futura. Sea \hat{x}_{T+1} el predictor de x_{T+1} . Dicho predictor se puede obtener mediante la extrapolación de las observaciones siguientes en las k m -historias elegidas como situaciones análogas. Es decir:

$$x_{i_1+1}, x_{i_2+1}, \dots, x_{i_k+1}$$

$$\hat{x}_{T+1} = F(x_{i_1+1}, x_{i_2+1}, \dots, x_{i_k+1})$$

Para ello, en cada T , llevamos a cabo la siguiente regresión local

$$\hat{x}_{T+1} = \hat{\alpha}_0 x_T + \hat{\alpha}_1 x_{T-1} + \dots + \hat{\alpha}_{m-1} x_{T-(m-1)} + \hat{\alpha}_m$$

3. Evaluación estadística de los predictores por analogías

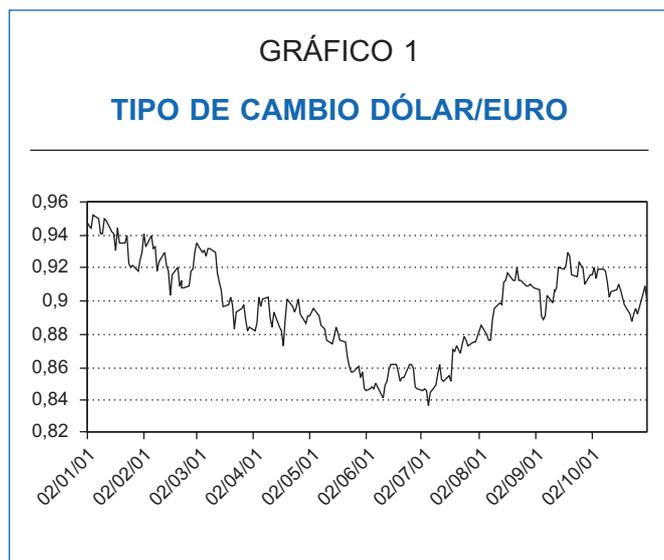
En este trabajo hemos utilizado la serie dólar/euro «sintética» creada por el periódico británico *Financial Times* para el período comprendido entre el 1 de enero de 1970 hasta el 31 de diciembre de 1998, completada con datos diarios (al cierre) de la serie dólar/euro efectivamente observada desde el 4 de enero de 1999 hasta el 31 de octubre de 2001, con lo que contamos con un total de 8.301 observaciones.

Hemos realizado contrastes de no linealidad, que sugieren la existencia de algún tipo de estructura no lineal presente en las series, lo que supone un respaldo a nuestro enfoque de predicción no lineal.

Debido a que los predictores no lineales utilizados dependen de los valores de la dimensión de inmersión (m) y del número de puntos próximos en el espacio de fases (k), hemos examinado los casos $m = 7$ y 8 , y $k = 130, 140, 150, 160, 170$ y 180 . Resultados cualitativamente similares se obtuvieron para $m = 6$ y 9 , y $k = 100, 110, 120, 190$ y 200 .

Como predictores alternativos con los que evaluar la bondad predictiva de nuestros predictores, hemos considerado tanto el modelo ingenuo de paseo aleatorio (dado que en un mercado eficiente el mejor predictor sería este paseo aleatorio) y el modelo lineal ARIMA(1,1,0), ampliamente utilizado por los operadores financieros.

El período de predicción analizado se extiende desde el 2 de enero al 31 de octubre de 2001 (216 observaciones). Como se aprecia en el Gráfico 1, este período es



especialmente importante, pues se registran dos subperíodos de apreciación (8 de enero a 5 de julio y 14 de septiembre a 31 de octubre) y uno de depreciación (6 de julio a 13 de septiembre).

Los predictores locales (NN) y lineales (ARIMA) se han utilizado con el propósito de generar predicciones un paso hacia adelante desde el último día de mercado del año 2000 (29 de diciembre). A continuación, el dato para este día se incorpora a la muestra, los modelos se reestiman, y se generan nuevas predicciones para el día siguiente. Este proceso recursivo continúa hasta generar la predicción para el día 31 de octubre de 2001.

Inicialmente hemos medido la bondad predictiva mediante el estadístico U de Theil:

$$U = \frac{\sqrt{\sum_{i=i_0}^{i_0+T} (X_i^a - X_i^f)^2}}{\sqrt{\sum_{i=i_0}^{i_0+T} (X_i^a - X_{i1}^a)^2}}$$

donde X^a es el valor observado y X^f el valor predicho. Como puede apreciarse, en este estadístico no es otra cosa que el cociente de la raíz del error cuadrático me-

dio (RECM) de nuestros predictores sobre la RECM de un paseo aleatorio. De esta forma, $U < 1$ indicaría que nuestros predictores presentan un mejor comportamiento predictivo que el paseo aleatorio.

Como se observa en el Cuadro 1, para los predictores NN los estadísticos U obtenidos son superiores a 1 en sólo un caso ($k = 160$) para la dimensión de inmersión $m = 7$, sugiriendo que nuestros predictores mejoran marginalmente al modelo de paseo aleatorio. Nuestro mejor predictor NN presenta una mejora del 0,34 por 100. Sin embargo, para la dimensión de inmersión $m = 8$, sólo en un caso ($k = 130$) se obtiene un estadístico menor que la unidad. Por último, la predicción tradicional ARIMA(1,1,0) ofrece un estadístico mayor que 1.

Para contrastar más formalmente la bondad predictiva de los predictores utilizamos el contraste propuesto por Diebold y Mariano (1995). Sean z_{1t}^f y z_{2t}^f predicciones alternativas de la variable z_t , siendo e_{1t} y e_{2t} los correspondientes errores de predicción ($z_{1t}^f - z_t$ y $z_{2t}^f - z_t$, respectivamente), y sea $d_t = |e_{1t}| - |e_{2t}|$ el diferencial de los errores de predicción. El estadístico de contraste bajo la hipótesis nula de igualdad de precisión predictiva es:

$$S = \frac{\bar{d}}{\sqrt{\frac{2\pi\hat{f}_d(0)}{N}}}$$

donde $\hat{f}_d(0)$ es un estimador consistente de la densidad espectral de la serie d_t en la frecuencia 0, \bar{d} es la media muestral de dicha serie d_t , N es el número de predicciones y S se distribuye asintóticamente como una $N(0,1)$. Así pues, un valor positivo (negativo) y significativo de este estadístico indicaría una diferencia significativa entre los dos errores de predicción a favor del z_2^f (z_{1t}^f). En nuestro caso, z_{2t}^f es el predictor NN o ARIMA, mientras que z_{1t}^f es el predictor basado en el paseo aleatorio. Como se aprecia en el Cuadro 2, en ningún caso se rechaza la hipótesis nula de igualdad en la función de pérdidas al comparar la capacidad predictiva del paseo aleatorio frente a los predictores por analogías o ARIMA. No obstante, cabe destacar que

CUADRO 1
ESTADÍSTICO U DE THEIL

ARIMA(1,1,0)	1.0021	
NN	<i>m</i> = 7	<i>m</i> = 8
<i>k</i> = 130	0.9974	0.9999
<i>k</i> = 140	0.9966	1.0026
<i>k</i> = 150	0.9986	1.0038
<i>k</i> = 160	1.0017	1.0036
<i>k</i> = 170	0.9983	1.0046
<i>k</i> = 180	0.9995	1.0010

CUADRO 2
ESTADÍSTICO DE DIEBOLD Y MARIANO

ARIMA(1,1,0)	-0.5946	
NN	<i>m</i> = 7	<i>m</i> = 8
<i>k</i> = 130	0.7261	1.1888
<i>k</i> = 140	0.8761	1.1149
<i>k</i> = 150	0.7723	0.7850
<i>k</i> = 160	0.7723	0.6284
<i>k</i> = 170	1.0701	0.3833
<i>k</i> = 180	1.1717	0.7252

los resultados obtenidos para los predictores NN presentan signo positivo, mientras que para el modelo ARIMA se obtiene un valor negativo.

No obstante, debería tenerse en cuenta que el criterio de la RECM como base para la comparación de predictores tiene algunas limitaciones, como se argumenta en Fair y Shiller (1990). En particular, aún cuando un determinado predictor ofrezca una RECM más elevada puede que contenga información no presente en otro predictor con una RECM menor. Algo similar podría darse para el diferencial de los errores de predicción utilizado en el contraste de Diebold y Mariano. En este sentido, Granger y Newbold (1973, 1986) proponen una respuesta formal a esta cuestión a través de la formación de un predictor compuesto a partir de la media ponderada de los predictores individuales, designando como «condicionalmente eficiente» al predictor preferido respecto a predictores alternativos si el peso óptimo asignado a este último en el predictor compuesto es 0. Más recientemente, Chong y Hendry (1986) y Clements y Hendry (1993) se han referido a esta situación señalando que el predictor preferido «abarca» (*encompassing*) a los predictores alternativos.

Para explorar esta posibilidad, calculamos un predictor compuesto:

$$z_{ct}^f = (1 - \omega)z_{nnt}^f + \omega z_{rwt}^f, \quad 0 < \omega < 1$$

como la media ponderada de los predictores NN y el predictor basado en el modelo de paseo aleatorio (z_{nnt}^f y z_{rwt}^f , respectivamente). De esta forma, si $e_{nnt} = (z_t - z_{nnt}^f)$ y $e_{rwt} = (z_t - z_{rwt}^f)$ representan los correspondientes errores de predicción y ξ_t es el error del predictor compuesto, podemos escribir:

$$e_{nnt} = \omega (e_{nnt} - e_{rwt}) + \xi_t$$

A partir de esta última ecuación, puede estimarse el peso ω para examinar si z_{nnt}^f contiene información útil no presente en z_{rwt}^f , siendo la hipótesis nula $\omega = 0$. Si no podemos rechazar tal hipótesis, entonces z_{nnt}^f es «condicionalmente eficiente» respecto a z_{rwt}^f en la terminología de Granger y Newbold (1973, 1986) o, alternatively, z_{nnt}^f «abarca» a z_{rwt}^f en la terminología de Chong y Hendry (1986) y Clements y Hendry (1993). De forma similar se pueden comparar los predictores ARIMA y paseo aleatorio.

El Cuadro 3 muestra los *p*-valores asociados con los estadísticos *t* de los parámetros $\hat{\omega}$ en la ecuación anteriormente comentada. Como se aprecia en el Cuadro 3, los resultados obtenidos, al no rechazar la hipótesis nula $\omega = 0$, sugieren que los predictores NN contienen información útil para la predicción del tipo de cambio dólar/euro que no está presente en la predicción del paseo aleatorio.

Por último, hemos evaluado también la capacidad de predecir la dirección del movimiento en la cotización (es

CUADRO 3

**CONTRASTES DE EFICIENCIA
CONDICIONAL (O ABARCAMIENTO)
DE LA PREDICCIÓN**

NN	<i>m</i> = 7	<i>m</i> = 8
<i>k</i> = 130	0.8584	0.8814
<i>k</i> = 140	0.8257	0.9151
<i>k</i> = 150	0.8587	0.9307
<i>k</i> = 160	0.9061	0.9270
<i>k</i> = 170	0.8440	0.9443
<i>k</i> = 180	0.8588	0.8975

NOTAS: (a) Se presentan los *p*-valores del *t*-ratio del estimador de ω en la regresión:

$$e_{nnt} = \omega (e_{nnt} - e_{rwt}) + \xi_t$$

donde e_{nnt} y e_{rwt} son los errores de predicción de los predictores NN y del paseo aleatorio, respectivamente.

(b) ^a, ^b y ^c indican significatividad al 1, 5 y 10 por 100, respectivamente.

CUADRO 4

PREDICCIÓN DIRECCIONAL

ARIMA(1,1,0)		
48.6111		
NN	<i>m</i> = 7	<i>m</i> = 8
<i>k</i> = 130	56.0185	56.9444
<i>k</i> = 140	56.0185	57.4074
<i>k</i> = 150	56.4815	54.6296
<i>k</i> = 160	58.3333	59.2593
<i>k</i> = 170	57.8704	56.0182
<i>k</i> = 180	56.0152	55.0926

NOTA: Porcentaje de aciertos en la dirección de los rendimientos.

CUADRO 5

**CONTRASTE DE PESARAN
Y TIMMERMANN**

ARIMA(1,1,0)		
-0.5351		
NN	<i>m</i> = 7	<i>m</i> = 8
<i>k</i> = 130	1.7628 ^c	2.0281 ^b
<i>k</i> = 140	1.7595 ^c	2.1685 ^b
<i>k</i> = 150	1.8905 ^c	1.3477
<i>k</i> = 160	2.4404 ^b	2.7148 ^a
<i>k</i> = 170	2.3034 ^b	1.7666 ^c
<i>k</i> = 180	1.7548 ^c	1.4771

NOTAS: (a) Se trata de un contraste basado en la independencia entre los valores predichos y reales.

(b) ^a, ^b y ^c indican significatividad al 1, 5 y 10 por 100, respectivamente.

decir, el porcentaje de predicciones correctas), donde un valor mayor que el 50 por 100 indicaría un comportamiento mejor que el del paseo aleatorio. Como se observa en el Cuadro 4, los resultados obtenidos señalan que los predictores por analogías muestran un valor superior al 50 por 100, superando claramente la predicción direccional del paseo aleatorio. Por el contrario, el modelo ARIMA ofrece un peor comportamiento a la hora de predecir la dirección del movimiento en el tipo de cambio respecto tanto al paseo aleatorio como al predictor NN. Al contrastar formalmente la probabilidad de predecir correctamente el signo de los cambios (Pessaran y Timmermann, 1996) se acepta, a un nivel de significatividad de al menos el 10 por 100, en diez de los doce casos considerados para los predictores por analogías (NN), mientras que no es significativo para el modelo ARIMA (véase el Cuadro 5).

**4. Evaluación económica
de los predictores por analogías**

Como señalan Sacherman y Timmermann (1995), los criterios estadísticos estándar de predicción no son ne-

cesariamente indicados para la evaluación de la significatividad económica en el caso de procesos no lineales. Es por ello que evaluamos explícitamente la posible explotación de dichos predictores por parte de los inversores en forma de regla de contratación. Consideramos una estrategia simple que guiará las decisiones de contratación en el mercado consistente en tomar como señales de compra la predicción de rendimientos positivos y como señales de venta la predicción de rendimientos

negativos, basándose dichas predicciones tanto en el modelo lineal ARIMA como en los predictores no lineales NN.

Los rendimientos totales estimados para esta estrategia vienen dados por:

$$\hat{R}_T^t = \sum_{j=1}^n \hat{y}_t r_t$$

donde r_t es el rendimiento obtenido por mantener una moneda durante el período $(t, t + 1)$, \hat{y}_t es la variable interpretada como la posición recomendada y n es el número de observaciones.

En el cálculo de rendimientos de las transacciones en tipos de cambio al contado se requiere tener en cuenta el coste de oportunidad de mantener activos denominados en distintas monedas. Por esta razón, utilizaremos los datos diarios de los tipos de interés nominal de un día para otro, proporcionados por BBVA. Así pues, los rendimientos diarios r_t incluidos el efecto del diferencial en tipos de interés se calculan como:

$$r_t = \ln(E_{t+1}) - \ln(E_t) - \ln(1 + i_t) + \ln(1 + i_t^*)$$

donde E representa el tipo de cambio al contado dólar/euro, i es el tipo de interés diario estadounidense e i^* es el tipo de interés diario de la Zona Euro.

Por último, cada vez que se establece una nueva posición (de compra a venta o *viceversa*) ha de contabilizarse un coste de transacción del $c\%$ por unidad monetaria, por lo que el rendimiento neto diario vendrá dado por:

$$\hat{R}_T^n = \sum_{j=1}^n \hat{y}_t r_t + nrt \{ \ln(1 - c) - \ln(1 + c) \}$$

donde nrt es el número de cambios de posición registrados durante el período de evaluación. Siguiendo la convención en la literatura (véanse, por ejemplo, Levich y Thomas, 1993, y Osler y Chang, 1995), consideramos costes de transacción del 0,05 por 100.

Los resultados obtenidos (Cuadro 6) indican que, en todos los casos considerados, el rendimiento neto derivado de la regla de negociación basada en el predictor no lineal (NN) supera a la generada a partir de los predictores lineales (ARIMA y paseo aleatorio). En diez de los doce casos, da lugar a rendimientos positivos (frente a los negativos del ARIMA) y en los otros dos casos, las pérdidas son menores. Los estadísticos t convenientemente corregidos (Hamilton, 1994) sugieren que los rendimientos positivos de los predictores NN son estadísticamente significativos al menos al 5 por 100, mientras que para los rendimientos negativos no podemos rechazar la hipótesis nula de que sean igual a 0 a dicho nivel de significatividad.

Además de los rendimientos netos, hemos examinado también otras dos medidas habituales de rentabilidad: la ratio de rentabilidad ideal y la ratio de Sharpe. La ratio de rentabilidad ideal mide los rendimientos netos de un sistema de predicción frente a un predictor perfecto, y se calcula por:

$$R_I = \frac{\sum_{t=1}^n \hat{y}_t r_t + nrt [\ln(1 - c) - \ln(1 + c)]}{\sum_{t=1}^n |r_t| + nrt [\ln(1 - c) - \ln(1 + c)]}$$

Si $R_I = 1$, la variable indicativa de la posición recomendada \hat{y}_t es la correcta para todas las observaciones de la muestra de predicción considerada. Si todas las posiciones recomendadas de transacción son erróneas, entonces el valor de esta medida será $R_I = -1$. Por consiguiente, un valor $R_I = 0$ puede considerarse como una cota para evaluar la realización de una estrategia de inversión.

Por su parte, la ratio de Sharpe es sencillamente el rendimiento medio neto de una estrategia de inversión dividido por su desviación estándar:

$$S_R = \frac{\mu_{\hat{R}_T^n}}{\sigma_{\hat{R}_T^n}}$$

cuanto mayor es la ratio de Sharpe, mayor es el rendimiento estimado neto medio y menor es la volatilidad.

CUADRO 6

RENDIMIENTOS NETOS (\hat{R}_T^n)

Comprar y mantener	-0.0434	
ARIMA(1,1,0)	-0.1527 ^a (-21.1467)	
NN	<i>m</i> = 7	<i>m</i> = 8
<i>k</i> = 130	0.0412 ^a (6.5147)	0.0799 ^a (13.0269)
<i>k</i> = 140	0.0776 ^a (11.4764)	0.0894 ^a (13.5674)
<i>k</i> = 150	0.0938 ^a (13.9163)	-0.0111 ^c (-1.7406)
<i>k</i> = 160	0.0884 ^a (12.4274)	0.0734 ^a (10.2363)
<i>k</i> = 170	0.1248 ^a (21.1152)	0.0215 ^b (2.8868)
<i>k</i> = 180	0.0419 ^a (6.7161)	-0.0130 ^c (-1.7738)

NOTAS: (a) Entre paréntesis el estadístico *t*, corregido para la correlación serial y heteroscedasticidad (Newey y West).
(b) ^a, ^b y ^c indican significatividad al 1, 5 y 10 por 100, respectivamente.

Como se observa en el Cuadro 7, los predictores por analogías (NN) muestran ratios de rentabilidad ideal para todos los casos muy superiores a las obtenidas por el predictor lineal tradicional (ARIMA) y a una estrategia de «comprar y mantener» basada en el modelo de paseo aleatorio que sería plenamente consistente con la hipótesis de eficiencia de mercado. Además, en diez de los doce casos considerados, dicha ratio es positiva. En los casos en que resulta negativa, es menor que las calculadas tanto para la estrategia comprar y mantener como la derivada de un modelo ARIMA.

Por su parte, y tal como se aprecia en el Cuadro 8, el patrón que sigue la ratio de Sharpe es muy similar: el uso de predictores no lineales transformados en reglas sencillas de contratación produce ratios de Sharpe mayores en todos los casos a las derivadas de una regla

CUADRO 7

RATIO DE RENTABILIDAD IDEAL (\hat{R}_I)

Comprar y mantener	-0.0612	
ARIMA(1,1,0)	-0.1391	
NN	<i>m</i> = 7	<i>m</i> = 8
<i>k</i> = 130	0.0369	0.0716
<i>k</i> = 140	0.0696	0.0801
<i>k</i> = 150	0.0841	-0.0099
<i>k</i> = 160	0.0793	0.0658
<i>k</i> = 170	0.1118	0.0193
<i>k</i> = 180	0.0376	-0.0117

CUADRO 8

RATIO DE SHARPE (\hat{S}_R)

Comprar y mantener	-0.0445	
ARIMA(1,1,0)	-0.0977	
NN	<i>m</i> = 7	<i>m</i> = 8
<i>k</i> = 130	0.0261	0.0513
<i>k</i> = 140	0.0495	0.0573
<i>k</i> = 150	0.0601	-0.0071
<i>k</i> = 160	0.0565	0.0470
<i>k</i> = 170	0.1802	0.0137
<i>k</i> = 180	0.0268	-0.0083

ARIMA o comprar y mantener, siendo nuevamente positivo en diez de los doce casos examinados.

Por último, y a efectos comparativos, hemos calculado también los rendimientos generados por las reglas técnicas de medias móviles (MA), ampliamente empleadas por los agentes en los mercados cambiarios. Si representamos por E_t el tipo de cambio diario, la media móvil $m_t(l)$ vendría dada por

$$m_t(l) = \frac{1}{l} \sum_{i=0}^{l-1} E_{t-i}$$

CUADRO 9
RESULTADOS DE MEDIAS MÓVILES

	[1,50]	[1,150]	[5,150]	[1,200]	[2,100]	[5,200]
\hat{R}_t^p	0.0258 (3.7771)	-0.1496 (-21.7893)	-0.1143 (-17.8799)	-0.1977 (-28.4695)	-0.1474 (-22.9311)	-0.0636 (-12.6605)
\hat{R}_t	0.0231	-0.1341	-0.1025	-0.1772	-0.1322	-0.0570
\hat{S}_R	0.0165	-0.0963	-0.0736	-0.1275	-0.0946	-0.0409

NOTAS: (a) Entre paréntesis el estadístico t , corregido por la correlación serial y heteroscedasticidad (Newey y West).
(b) ^a, ^b y ^c indican significatividad al 1, 5 y 10 por 100, respectivamente.

donde l constituye la longitud de la media móvil. Las señales de compra-venta de esta regla MA se generarían a partir de la siguiente expresión

$$s_t(l_1, l_2) = m_t(l_1) - m_t(l_2)$$

donde $l_1 < l_2$, siendo l_1 y l_2 las medias móviles a corto y largo plazo, respectivamente. De esta forma, una regla media móvil de contratación recomienda una compra (venta) cuando la media móvil a corto plazo se sitúa por encima (por debajo) de la media móvil a largo plazo.

Como se observa en el Cuadro 9, los resultados obtenidos sugieren que las reglas MA producen, en general, peores resultados en términos de los indicadores propuestos, comparados con los derivados de nuestra estrategia no lineal de transacción. Únicamente para los casos $m = 7$ y $k = 150$ y 180 , la regla MA [1,50] vence a los predictores NN. Respecto a la estrategia basada en las predicciones lineales tradicionales (ARIMA), las reglas MA producen mejores resultados salvo para la combinación [1,150].

5. Conclusiones

En este trabajo hemos tratado de contribuir al amplio y activo programa de investigación sobre la predecibilidad en los mercados financieros. En particular, hemos examinado la relevancia empírica en mercados cambia-

rios de un tipo de predictores no lineales denominados predictores por analogías.

A partir de una evaluación para datos diarios correspondientes al tipo de cambio dólar/euro para el período comprendido entre el 4 de enero de 1999 y el 31 de octubre de 2001 hemos obtenido que nuestros predictores se comportan marginalmente mejor que los predictores lineales como el ARIMA o el modelo de paseo aleatorio, al tiempo que se constata que los predictores NN contienen información útil que no está presente en la predicción del paseo aleatorio. Además, los predictores NN baten netamente los modelos lineales a la hora de predecir la dirección del movimiento en la cotización.

Por otra parte, las reglas técnicas basadas en predicciones no lineales mejoran las ganancias derivadas del seguimiento de las predicciones lineales tanto las que están basadas en modelos ARIMA o en el paseo aleatorio, como las generadas a partir de las estrategias técnicas chartistas inducidas por las medias móviles. La superioridad económica de las predicciones no lineales se manifiesta no sólo en términos de rendimientos netos, sino que también se hace patente en los otros indicadores habituales de rentabilidad (la ratio de rendimiento ideal y la ratio de Sharpe).

Una extensión natural de este trabajo consistiría en ampliar el período de análisis, examinando la bondad predictiva de los predictores por analogías no sólo para cada año natural desde su lanzamiento (1999 a 2003),

sino también para cada uno de los distintos episodios alcistas y bajistas registrados en su evolución. Dados los resultados relativamente favorables obtenidos en este trabajo, cabe albergar un cierto optimismo sobre el futuro rendimiento derivado de la realización de esta extensión.

Referencias bibliográficas

- [1] BERTOLA, G. y CABALLERO, R. (1992): «Target Zones and Realignment», *American Economic Review*, volumen 82, páginas 520-536.
- [2] BILSON, J. (1990): «“Technical” Currency Trading», en L. THOMAS (ed.): *The Currency-Hedging Debate*, IFR Publishing, Londres.
- [3] CHONG, Y. Y. y HENDRY, D. F. (1990): «Econometric Evaluation of Linear Macroeconomic Models», *Review of Economic Studies*, volumen 53, páginas 671-690.
- [4] CLEMENTS, M. P. y HENDRY, D. F. (1993): «On the Limitations of Comparing Mean Square Forecast Errors», *Journal of Forecasting*, volumen 12, páginas 617-637.
- [5] CLYDE, W. C. y OSLER, C. L. (1997): «Charting: Chaos Theory in Disguise?», *Journal of Futures Markets*, volumen 17, páginas 489-514.
- [6] DIEBOLD, F. X. y MARIANO, R. S. (1995): «Comparing Predictive Accuracy», *Journal of Business and Economic Statistics*, volumen 13, páginas 253-263.
- [7] FAIR, R. C. y SHILLER, R. J. (1990): «Comparing Information in Forecasts from Econometric Models», *American Economic Review*, volumen 80, páginas 375-389.
- [8] FERNÁNDEZ RODRÍGUEZ, F., SOSVILLA RIVERO, S. y ANDRADA FÉLIX, J. (1999): «Exchange-rate Forecasts with Simultaneous Nearest-neighbour Methods: Evidence from the EMS», *International Journal of Forecasting*, volumen 15, páginas 383-392.
- [9] FERNÁNDEZ RODRÍGUEZ, F., SOSVILLA RIVERO, S. y ANDRADA FÉLIX, J. (2003): «Nearest-neighbour Predictions in Foreign Exchange Markets», en SHU-HENG CHEN y PAUL WANG (eds.): *Computational Intelligence in Economics and Finance*, Physica Verlag, páginas 297-325, Berlín.
- [10] GRANGER, C. W. J. y NEWBOLD, P. (1973): «Some Comments on the Evaluation of Economic Forecasts», *Applied Economics*, volumen 5, páginas 35-47.
- [11] GRANGER, C. W. J. y NEWBOLD, P. (1986): *Forecasting Economic Time Series*, Academic Press, Orlando, FL.
- [12] HAMILTON, J. D. (1994): *Time Series Analysis*, Princeton University Press, Princeton.
- [13] KRUGMAN, P. (1991): «Target Zones and Exchange Rate Dynamics», *Quarterly Journal of Economics*, volumen 106, páginas 669-682.
- [14] LEVICH, R. y THOMAS, L. (1993): «The Significance of Technical Trading Rule Profits in the Foreign Exchange Market: A Bootstrap Approach», *Journal of International Money and Finance*, volumen 12, páginas 451-474.
- [15] MESSE, R. A. y ROGOFF, K. (1983): «Empirical Exchange Rate Models for the Seventies: Do They Fit Out of Sample?», *Journal of International Economics*, volumen 14, páginas 3-24.
- [16] OSLER, C. L. y CHANG, P. H. K. (1995): «Head and Shoulders: Not Just a Flaky Pattern», *Federal Reserve Bank of New York Staff Paper*, número 4.
- [17] PESARAN, M. H. y TIMMERMANN, A. (1992): «A Simple Non-parametric Test of Predictive Performance», *Journal of Business and Economic Statistics*, volumen 10, páginas 461-465.
- [18] SATCHELL, S. y TIMMERMANN, A. (1995): «An Assessment of the Economic Value of Non-linear Foreign Exchange Rate Forecasts», *Journal of Forecasting*, volumen 14, páginas 477-497.
- [19] TAKENS, F. (1981): «Detecting Strange Attractors in Turbulence», en D. RAND y L. YOUNG (eds.): *Dynamical Systems and Turbulence*, Springer-Verlag, páginas 366-381, Berlín.