

Reglas simples de análisis técnico y modelos autorregresivos en el mercado cambiario chileno entre 1995 al 2001

Antonino Parisi F.

Universidad de Chile

Franco Parisi F.

Universidad de Chile

Enrique Cañas I.

Banco Santander, N.Y., USA.

Extracto

En el mercado cambiario chileno donde participan inversionistas institucionales sofisticados y bajo diferentes modelos de intervención por parte del Banco Central, es posible lograr retornos anormales mediante el uso del análisis técnico y modelos autorregresivos. La bondad de los modelos es más significativa aún en situaciones en que la volatilidad es alta. Los resultados logrados son de acuerdo a lo observado en otros mercados internacionales, pero no eran los esperados para el caso chileno, dado el bajo número de agentes que participan en este mercado, la alta

Los autores agradecen al editor de la revista Estudios de Administración, Jorge Gregoire, a los árbitros anónimos, a Fernando Bravo, Claudia Halabí, Edinson Cornejo, David Díaz, y en especial a José Luis Guerrero por sus generosos comentarios. Todos los errores que persistan son de la exclusiva responsabilidad de los autores.

volatilidad originada en sendas crisis financieras internacionales y los significativos cambios en el mercado a partir de la participación del Banco Central. En efecto, durante el último tercio de la muestra, la volatilidad del tipo de cambio aumentó significativamente y los retornos anormales logrados bajo el análisis técnico y modelos autoregresivos equivalen a aproximadamente al 60% del total de la muestra. Este período coincide con la decisión del Banco Central chileno de volver a intervenir en el mercado de la divisa a raíz de la crisis económica en Argentina. Más aún, no se detectó diferencia estadística entre el tipo de cambio observado y el arrojado por los modelos autoregresivos, resultado validado por *test* paramétricos y no paramétricos.

Abstract

In the Chilean exchange rate market, composed by sophisticated institutional investors and under different models of intervention of Central Bank, it is possible to obtain abnormal returns with the use of technical analysis and autoregressive models. The findings are similar to those observed in other international markets, but they were not the expected by the authors, since the low number of participants in this market, the high volatility due to deep international financial crises and the significant changes in this market introduced by the Central Bank. In effect, in the last third of the sample, the volatility of the exchange rate increased significantly and the abnormal returns obtained under the technical analysis and autoregressive models were equivalent to 60% approximately of the total sample. This period corresponds to the decision of the Chilean Central Bank to intervene in the exchange rate market as a result of the economic crisis in Argentina. Also, we did not observed statistical difference between the exchange rate and the forecasted by the autoregressive models, result that was validated by parametric and nonparametric test.

1. Introducción

El mercado chileno del dólar se compone de varios operadores que transan dólares entre ellos, los que componen el "Mercado Cambiario Formal" (MCF). Los operadores más importantes son los bancos, y es por ello que es

común referirse al tipo de cambio en este mercado como precio del dólar *interbancario*¹. En Chile, existen cerca de 20 instituciones bancarias que transan dólares y activos derivados de la divisa, destacando entre los operadores internacionales el Citibank, Chase Manhattan Bank, y el Banco Santander. En tanto, por parte de los operadores nacionales se encuentran el Banco de Chile, Banco Edwards y el Banco Santiago.

En un día promedio, se transan cerca de US\$ 500 millones en el mercado formal que opera de 10:00 a 13:00 horas, de lunes a viernes. Cabe señalar que los bancos extranjeros continúan operando, pero fuera de horario. Los operadores bancarios transan mediante dos formas, una por teléfono y la otra por medio de computadores, existiendo varios software para ello. El software usado en Chile para el intercambio de dólares se llama Datatec, y sólo los bancos tienen acceso a éste. Aunque para los bancos el precio que rige en todo momento es el que aparece en el Datatec, para los demás actores del mercado de divisa, el precio de referencia es el que publica Reuters, además de otras agencias de información tales como El Mercurio Online, Bridge, Dow Jones, o Bloomberg². Un problema que surge en este mercado es que las agencias informativas logran los precios de la divisa por medio telefónico al llamar a los bancos, información que luego es entregada a los demás agentes del mercado, creándose un desfase entre el precio que aparece en el Datatec y el proporcionado al resto del mercado. Además, muchas veces los operadores tratan de manejar el precio dado a las agencias de "a cuánto" están transando. Por lo tanto, existe un diferencial entre precios al que transan los bancos y el precio al que pueden llegar a transar las empresas y otros miembros que se nutran de las agencias informativas.

Es conveniente precisar que el Banco Central de Chile dejó de intervenir formalmente el mercado de la divisa en Septiembre de 1999. Luego, indirectamente intervino por medio de la venta de bonos reajustables en dólares estadounidenses (PRDs) justo cuando eventos internacionales e iliquidez interna generaron un alza en el tipo de cambio. Antes de la fecha indicada, existían bandas de precios para la divisa

¹Precio asignado al intercambio de dólares entre mesas de dinero bancarias.

²Para mayor detalle ver Parisi, Kohn y Castillo (2001).

evitando que el tipo de cambio subiese o bajase de ciertos niveles en períodos cortos de tiempo, mecanismo conocido como "flotación sucia". En ocasiones en que la divisa tocaba un límite de la banda, el Banco Central debía intervenir al vender o comprar dólares alterando sus reservas internacionales, presionando el tipo de cambio al interior de la banda. El 16 de agosto de 2001, el Banco Central reimpone la intervención en el mercado cambiario, con el propósito de reducir los efectos en el tipo de cambio producto de la crisis de Argentina.

El objetivo de este estudio es determinar la posibilidad de lograr retornos anormales a partir de tres modelos de predicción de la evolución del tipo de cambio *spot* en Chile como son, por un lado, el Análisis Técnico, mediante reglas simples como la diferencia entre medias móviles; y dos modelos autorregresivos, más puntualmente el GARCH (1,1)³ y el AR(1)⁴ por otro. El período analizado va desde Septiembre de 1995 hasta Septiembre de 2001. La elección del análisis técnico se fundamenta en que es una herramienta ampliamente usada por los agentes que operan en el mercado de divisas y, además, está extensamente documentada en la literatura internacional. Debido a esto es que queremos una comparación con los modelos anteriores para evidenciar si el desempeño del análisis técnico, en su forma más simple, es superior al de otros modelos relativamente más complejos. La evidencia internacional para este tema es bastante variada e incluye Gençay (1999), Le Baron (1999), Levich y Thomas (1993), MacDonald y Taylor (1994), y Taylor y Allen (1992), entre otros, aunque no se aprecia ningún estudio para el caso de mercados emergentes bajo diferentes regímenes cambiarios como el chileno para el período estudiado.

Puntualmente, Gençay (1999) estudia la capacidad de predicción de modelos paramétricos y no paramétricos y los compara con las mismas reglas simples de análisis técnico usadas en nuestro estudio, encontrando

³GARCH (Generalized Autorregressive Conditional Heteroscedastic) es un modelo autorregresivo que toma en cuenta la varianza condicional en la estimación, siendo ésta explicada por las varianzas de períodos anteriores.

⁴AR(1) es un modelo autorregresivo de primer orden, es decir, que en la regresión el residuo del período t puede ser explicado mediante un β por su rezago, o sea, el residuo de $t-1$, más un término de error.

que si bien mediante el análisis técnico se logran predicciones correctas y significativas, el modelo GARCH (1,1) no logra generar resultados significativos para el caso de cinco monedas de países desarrollados. Por otro lado, Le Baron (1999) encuentra que el análisis técnico es un buen predictor de la evolución del tipo de cambio en países desarrollados cuando hay intervención por parte del Banco Central, algo que en el período de nuestro estudio fue usual, más concretamente desde 1995 hasta el 2 de septiembre de 1999, fecha de la liberalización del dólar en Chile, y luego desde el 16 de agosto de 2001, fecha en que la intervención por parte del Banco Central es reimpuesta, para reducir los efectos en el tipo de cambio producto de la crisis de Argentina.

Levich y Thomas (1993) encuentran que los retornos logrados por el uso del análisis técnico son altamente significativos en comparación con los generados por simulaciones "bootstrap" para cinco monedas de países desarrollados. MacDonald y Taylor (1994) encuentran que usando un modelo monetario de corrección de errores es posible obtener mejores estimaciones acerca del tipo de cambio que con el "Random Walk" para cinco horizontes de predicción. Sin embargo, encuentra que el desempeño del "Random Walk" mejora considerablemente en la medida que el horizonte de predicción crece.

Por su parte, Taylor y Allen (1992) realizaron una encuesta a operadores de monedas extranjeras en Londres, acerca de los elementos en que se apoyan para tomar posiciones en el mercado de divisas. Estos autores encontraron que más del 90% de los encuestados se apoyan en alguna medida en técnicas analíticas como análisis técnico y el 64,3% dan importancia para formar sus expectativas.

A partir de las características del mercado de divisa chileno y la evidencia internacional, es de esperar que tanto el análisis técnico como las técnicas econométricas no generen retornos anormales. En efecto, el mercado de la divisa formal en Chile es altamente sofisticado donde sólo participan inversionistas institucionales, en este caso bancos. Además, durante el período en cuestión se observa una alta volatilidad producto de la crisis asiática y posteriormente la crisis de Argentina, aunado a una caída en el crecimiento del país en relación al esperado, evento interpretado a nivel local como una crisis económica interna. La alta volatilidad de la divisa

debido a factores externos e internos, la alta sofisticación y el reducido número de agentes permitirían esperar la nula capacidad predictiva del uso de técnicas estándar en el mercado cambiario chileno. Sin embargo, a pesar de las características de este mercado cambiario, concentrado, altamente sofisticado y fuertemente monitoreado por el Banco Central, nuestros resultados indican que mediante el uso de reglas simples de análisis técnico es posible obtener retornos anormales, estadísticamente significativos para distintos promedios móviles usados. Además se observa que en los períodos de mayor volatilidad, las medias móviles de menor longitud entregan mayores y más significativos retornos que los promedios móviles de longitud superior. Por otro lado, encontramos que los retornos del análisis técnico se ven sobrepasados marginalmente por los retornos arrojados por los modelos econométricos tanto GARCH (1,1) como AR(1) para el período de comparación.

El presente estudio consta de cuatro partes. En la siguiente sección se discuten las características de los datos y la metodología a utilizar para cada modelo bajo estudio. La tercera parte entrega los resultados obtenidos y su validez estadística. Finalmente, en la cuarta sección se exponen las conclusiones.

2. Datos y metodología

Los datos utilizados para este estudio corresponden a los precios de cierre diarios de las puntas compradora y vendedora del tipo de cambio en el MCF. Adicionalmente construimos una tercera serie de datos compuesta por el promedio de las puntas compradora y vendedora. Los datos se expresan en pesos por dólar estadounidense (\$/US\$) y comprenden desde el 8 de Septiembre de 1995 hasta el 27 de Septiembre de 2001, totalizando 1.505 observaciones para cada serie (punta). En la tabla 1 se encuentran los principales estadísticos para cada serie de datos y para el *spread*⁵. Con respecto al *spread*, se aprecia que generalmente éste alcanza un nivel de 0,30 pesos, lo que se evidencia en la mediana y en el pequeño valor de la

⁵Diferencia entre las puntas compradora y vendedora.

desviación estándar. Asimismo se entrega la matriz de correlación para las tres series estudiadas y para el *spread*.

Tabla 1
Principales estadísticas de las series de datos

Estadísticas para la muestra total de la paridad del tipo de cambio en Chile entre Septiembre de 1995 a Septiembre del 2001. También se entregan las estadísticas básicas pero dividiendo la muestra en tres subperíodos.

TOTAL MUESTRA	COMPRADOR	VENDEDOR	PROMEDIO	RETORNO COMPRADOR	RETORNO VENDEDOR	SPREAD
Media	482,86	483,24	483,05	0,0456%	0,0456%	0,38
Mediana	466,00	466,50	466,15	0,0216%	0,0193%	0,30
Desv. Estándar	71,549	71,521	71,535	0,4072	0,0412%	0,401

PRIMER TERCIO DE LA MUESTRA	COMPRADOR	VENDEDOR	PROMEDIO	RETORNO COMPRADOR	RETORNO VENDEDOR
Media	444,73	445,3	445,19	0,0298%	0,0298%
Mediana	452,52	452,96	452,88	0,0120%	0,0080%
Desv. Estándar	20,36	20,43	20,42	0,392	0,412
SEGUNDO TERCIO DE LA MUESTRA	COMPRADOR	VENDEDOR	PROMEDIO	RETORNO COMPRADOR	RETORNO VENDEDOR
Media	506,13	506,51	506,38	0,0257%	0,0257%
Mediana	508,50	508,9	509,28	0,0182%	0,0099%
Desv. Estándar	22,92	22,90	23,00	0,3649	0,3706
TERCER TERCIO DE LA MUESTRA	COMPRADOR	VENDEDOR	PROMEDIO	RETORNO COMPRADOR	RETORNO VENDEDOR
Media	553,04	553,35	552,92	0,0812%	0,0811%
Mediana	562,00	562,3	561,77	0,0496%	0,0496%
Desv. Estándar	31,61	31,60	31,48	0,457	0,457

Matriz de Covarianzas

	COMPRADOR	VENDEDOR	PROMEDIO	SPREAD
Comprador	1			
Vendedor	0,999984	1		
Promedio	0,999996	0,999996	1	
Spread	-0,072459	-	-	1

Para la realización del análisis técnico usamos reglas de decisión simples para obtener las señales de compra y venta⁶. Es así como calculamos la media móvil para períodos de 2, 5, 10, 15, 20, 25 y 30 días para cada una de las series, las que al ser comparadas con el cierre diario entregan las señales de compra y venta. De esta manera, una señal de compra se genera cuando el precio de cierre diario cruza el promedio móvil hacia abajo y, por el contrario, la señal de venta se gatilla cuando el precio de cierre cruza el promedio móvil hacia arriba. Luego calcularemos los retornos de acuerdo a estas señales de compra y venta para todos los intervalos de tiempo estudiados y para cada una de las series tanto a nivel de transacción como de retornos totales. Para esto simularemos transacciones por US\$ 1 de acuerdo a la señal arrojada por el análisis, para luego sumar los diferenciales ganados o perdidos según los precios de compra y venta. Debemos destacar que al final del período esta posición ficticia debe quedar cerrada. Adicionalmente, realizaremos el mismo estudio, tanto de análisis técnico como econométrico sobre la serie promedio.

Para la estimación de los modelos autorregresivos debemos, en primer lugar, construir los retornos del tipo de cambio spot para el total de la muestra. Debemos destacar que los retornos se calcularán en base a la serie promedio, ya que ésta fue la que arrojó los mayores retornos al realizar el análisis técnico, además de representar de mejor manera la realidad de los agentes de este mercado. Es así que definiremos p_t , $t = 1, 2, \dots, T$ como el precio *spot* del tipo de cambio en el día t . De esta manera el retorno será calculado como $r_t = \log(p_t) - \log(p_{t-1})$. Asimismo m_t^n corresponde al promedio móvil de longitud n para el día t , y es calculado de acuerdo a la ecuación (1).

$$m_t^n = (1/n) \sum_{i=0}^{n-1} p_{t-i} \quad (1)$$

Definiremos las señales de compra y venta según la ecuación (2).

$$S_t^{n1, n2} = m_t^{n1} - m_t^{n2} \quad (2)$$

⁶También se estudiaron otras técnicas del análisis técnico, por mencionar algunas: Momentum, RSI (de 10 y 15 días), y R de Williams (15 y 20 días). Las rentabilidades logradas son similares a las arrojadas por las reglas simples.

Para los efectos de nuestro estudio $(n1, n2) = (1, 25)$, donde, $n1$ corresponde al precio spot del tipo de cambio. La elección de $n2 = 25$ se fundamenta en que éste fue el período más rentable en el modelo de análisis técnico para la serie promedio.

El modelo GARCH nace como una generalización de los modelos ARCH los cuales han sido una herramienta útil para el estudio de los fenómenos macroeconómicos, especialmente en estudios donde la observación de agrupamientos de residuos de regresión no puede describirse adecuadamente por los modelos convencionales de regresión. La especificación del modelo GARCH que vamos a utilizar es la sugerida por Gençay (1999), siguiendo los lineamientos de Engle (1982) y Bollerslev (1986) y se expresa en la ecuación (3).

$$r_t = \alpha + \sum_{i=1}^p \beta_i S_t^{n1, n2} + \varepsilon_t \quad (3)$$

$$\varepsilon_t \sim N(0, h_t) \text{ y } h_t = \delta_0 + \delta_1 h_{t-1} + \delta_2 \varepsilon_{t-1}^2.$$

Debemos destacar que además vamos a estimar este modelo pero omitiendo la constante, a fin de comparar el comportamiento de ambas especificaciones desde el punto de vista de los retornos que se puedan obtener, la significancia de éstos y la bondad de ajuste de ambas especificaciones. Para cada una de las especificaciones anteriores se estimará el retorno a partir de diferentes combinaciones de hasta 5 rezagos de S ($S_{t-1}, S_{t-2}, \dots, S_{t-5}$), desde donde elegiremos aquella combinación que entregue los mayores retornos y que, además, presenten una significancia estadística razonable.

Por otro lado, la especificación del modelo AR(1) que usaremos se aprecia en la ecuación (4).

$$r_t = \sum_{i=1}^p \beta_i S_t + \mu_t \quad (4)$$

$$\mu_t = \rho \mu_{t-1} + \varepsilon_t$$

donde ρ es el coeficiente de correlación lineal de primer orden. Es decir, el AR(1) incorpora la forma residual de la observación pasada ($t-1$) a la regresión de la observación en t . Los procesos de series de tiempo, como el de nuestro estudio, pueden ser caracterizados por su orden, los valores de sus parámetros, y el comportamiento de sus autocorrelaciones. La literatura en este sentido es ampliamente dominada por el modelo AR(1), es decir, por la autocorrelación de primer orden en los términos de error del modelo a estimar. Lo anterior se debe, principalmente, a razones de conveniencia, ya que modelos de mayor orden son, generalmente, extremadamente difíciles de analizar. Sin embargo, también hay una razón práctica para esto, y es que el modelo AR(1) ha sido capaz de soportar las pruebas del tiempo y de posicionarse como un modelo razonable para procesos subyacentes que probablemente son de una enorme complejidad. Aunque se ha argumentado que los modelos se pueden mejorar mediante procesos más elaborados para incorporar estas perturbaciones, hay un alto grado de reticencia por parte de los investigadores en este sentido. Esto se debe a que los resultados generalmente son muy sensibles a la especificación elegida, y también porque en tal caso serían los datos y no la teoría los que llevan a la elección del modelo, lo que en el mejor de los casos es riesgoso. Al igual que para el modelo GARCH se estimarán los retornos a partir de distintas combinaciones de hasta 5 rezagos de la señal de compra o venta y elegiremos la combinación que arroje los mayores retornos siempre que éstos sean estadísticamente significativos.

Antes de estimar los modelos anteriores se aplicará a la serie "Retorno" el test de Dickey-Fuller, el que determinará si la serie se comporta como un "Random Walk", es decir, si no es posible hacer predicciones sobre ésta o, por el contrario, si su comportamiento es predecible por medio de modelos econométricos.

Para estimar los modelos autorregresivos se utilizarán los primeros dos tercios de la muestra de 1480⁷ datos, es decir, 987 observaciones. Luego, de acuerdo a los parámetros obtenidos se intentará predecir el resto de la muestra, predicción que será luego comparada con los retornos

⁷De los 1.505 datos originales se toman los primeros 25 para obtener el promedio móvil usado en la construcción de S_t , quedando la muestra con 1480 observaciones.

observados contenidos en la serie. Debemos destacar que para ser consistentes en el estudio, debemos calcular los retornos del análisis técnico para el último tercio de la muestra con el fin de comparar los retornos de estos distintos modelos sobre una misma base. También, realizamos una serie de test paramétricos y no-paramétricos⁸ para poder determinar diferencias significativas en las predicciones de los modelos y los datos observados. Específicamente desarrollaremos los Test de Signos, Rango con Signo de Wilcoxon y Mann-Whitney-Wilcoxon.

3. Resultados

Luego de la realización del análisis técnico para cada una de las series e intervalos, obtuvimos los retornos respectivos para toda la muestra⁹. Al analizar estos retornos descubrimos que siguen un comportamiento errático a medida que aumenta el tamaño del intervalo. Tomando la muestra de la punta Vendedora, el máximo retorno se obtiene utilizando el intervalo a 5 días, mientras que la punta Compradora presenta retornos casi idénticos para los períodos de 10 y 25 días, siendo este último levemente superior. Para la serie promedio los mayores retornos se dieron en el intervalo de 25 días, seguidos por el intervalo de 5 días. En la tabla 2 se aprecia la cantidad de señales de compra arrojadas por el modelo para cada uno de los intervalos en las tres series de datos. Luego, el número total de transacciones corresponde al doble de estas señales, ya que para cada señal de compra hay una correspondiente señal de venta. En la tabla en cuestión se observa que a medida que se trabaja con un intervalo de tiempo mayor, el número de señales de compra disminuye para las tres series.

Al calcular los retornos promedio por transacción se observa que la mayor rentabilidad, considerando las tres series, corresponde al intervalo de 25 días en la serie promedio seguida por el intervalo de 5 días para la

⁸Para mayor detalle ver Anderson, Sweeney y Williams (1999).

⁹Se aplicó el test de Dickey-Fuller a la serie de retornos con el fin de corroborar si esta serie se comporta como un "Random Walk". El test en cuestión rechaza la hipótesis nula, (Green 1993).

misma serie. La menor rentabilidad para cada una de las series se obtiene del intervalo de 2 días, siendo menor para la serie comprador. Todos los retornos arrojados mediante esta técnica son estadísticamente significativos al 95% de confianza y se pueden apreciar en la tabla 3. Para el caso de los retornos totales, al igual que con los retornos promedio, se observa que la mayor rentabilidad se obtiene usando la media móvil de 25 días en la serie promedio. El hecho de que los retornos promedio por transacción aumenten en la medida que aumenta la longitud de la media móvil no debe sorprender. Las señales resultantes de la aplicación de medias móviles más largas implican transacciones más separadas en el tiempo, es decir, la posición se mantiene abierta durante más tiempo, por lo que el mayor retorno no hace más que compensar por el mayor riesgo derivado de la exposición que presentan las posiciones abiertas.

Tabla 2
Número de señales de compra

Esta tabla muestra el número de señales de compra obtenidas por medio de las reglas simples de análisis técnico. Este número es igual al número de posiciones tomadas y cerradas para calcular los retornos de este método.

	COMPRADOR	VENDEDOR	PROMEDIO
2 días	267	264	263
5 días	160	157	155
10 días	108	105	109
15 días	81	79	78
20 días	69	66	66
25 días	50	51	49
30 días	48	48	47

Cabe destacar que en esta investigación también se calcularon retornos para otras combinaciones de períodos como, por ejemplo, cruzando una media móvil de 50 días con uno de 150 días sin llegar a mejores resultados. De hecho, algunas de estas combinaciones arrojaron retornos estadísticamente no significativos, además de entregar muy pocas señales de compra.

Los retornos para el último tercio de la muestra se calcularon nuevamente para las tres series de datos. Algo interesante de notar es que

los retornos promedio por transacción aumentan con respecto a los resultados obtenidos para la muestra completa. Una posible causa de este fenómeno puede estar dada, en parte, porque los dos primeros tercios de la muestra incluyen un largo período de intervención por parte del Banco Central para mantener la divisa relativamente estable. Por otro lado, durante parte del mismo período el instituto emisor mantuvo relativamente alta la tasa de interés referencial, para controlar las posibles presiones inflacionarias, lo que también ayudó a la estabilidad del tipo de cambio, elevando a la vez el costo de la especulación. Los resultados obtenidos se presentan en las tres últimas columnas de la tabla 3.

Tabla 3
Retornos totales y promedio por transacción para último tercio de la muestra

Aquí se presentan los retornos totales y, debajo de éstos, los retornos promedio por transacción. Estos resultados se entregan para las tres series, pero para al último tercio de la muestra, es decir, desde el 04/10/1999 hasta el 27/09/2001. Los valores se obtuvieron mediante la simulación de transacciones por US\$ 1 de acuerdo a las señales de compra y venta arrojadas por el modelo. El valor en paréntesis corresponde al t-test de los retornos respectivos.

	COMPRADOR	VENDEDOR	PROMEDIO
2 días	152,29	158,98	150,71
	0,34% (3,81)*	0,36% (3,54)*	0,33% (3,75)*
5 días	178,30	191,80	178,65
	0,66% (2,56)*	0,73% (2,63)*	0,68% (2,57)*
10 días	175,38	177,22	172,40
	0,96% (2,84)*	1,04% (2,77)*	0,95% (2,77)*
15 días	190,75	190,59	190,57
	1,64% (2,51)*	1,64% (2,51)*	1,64% (2,51)*
20 días	172,75	168,77	172,49
	1,93% (1,64)**	1,88% (1,60)	1,93% (1,63)
25 días	171,92	165,88	171,66
	2,56% (1,68)**	2,28% (1,65)**	2,55% (1,68)**
30 días	170,65	169,65	170,40
	2,77% (1,72)**	2,52% (1,69)**	2,77% (1,72)**

* indica significativo al 95% de confianza. ** indica significativo al 90% de confianza.

Es interesante notar que la significancia de los retornos obtenidos para el último tercio de la muestra disminuye con respecto a la significancia del análisis de la muestra completa, lo que podría ser explicado por la menor cantidad de señales de compra y venta, dado el menor tiempo representado en la muestra. Asimismo es importante notar que los menores intervalos de tiempo son los que alcanzan una mayor significancia estadística medida a través del *test t*. Esto podría ser explicado por dos factores. El primero es el número de señales de compra arrojado por el modelo, ya que al usar períodos más cortos de tiempo para calcular las medias móviles se obtiene una mayor cantidad de éstas por el hecho de que la media móvil se mueve mucho más cerca del precio *spot* y lo cruza con mayor frecuencia. El segundo factor guarda relación con la naturaleza de este último tercio de la serie de datos. El período en cuestión (04/10/1999 – 27/09/2001) presenta una gran volatilidad, sobre todo en los últimos meses, comparado con el resto de la serie, lo que se debe, principalmente, a los efectos de la crisis argentina. En períodos de gran volatilidad las medias móviles más cortas se comportan de manera más sensible que las medias móviles más largas, lo que lleva a una mejor predicción de corto plazo. De ahí se desprende que en períodos de mayor volatilidad cambiaria sea más eficiente el uso de intervalos de tiempo más cortos para la construcción de las medias móviles empleadas en el análisis técnico. De acuerdo a los retornos arrojados por el modelo para este caso en particular, lo óptimo sería usar una media móvil de 15 días en lugar de 25 como era el caso de la muestra completa¹⁰, ya que ésta entrega el retorno promedio por transacción más alto. Sin embargo, de acuerdo a los resultados, los mayores retornos totales corresponden al período de 5 días de la serie Vendedor, aunque creemos que la serie Promedio refleja en una mejor medida la realidad de los agentes que operan en el mercado. Por último, es posible pensar que los retornos totales para cada período y muestra caen debido a la menor cantidad de transacciones realizadas en comparación a la muestra completa. Es interesante destacar también que, aunque la muestra utilizada contiene aproximadamente un tercio de las observaciones de la muestra total, los retornos totales obtenidos para este último tramo corresponden aproximadamente al 60% de

¹⁰Por ser este resultado significativo al 95% de confianza.

los resultados totales tomando en cuenta toda la muestra, lo que vendría a reafirmar que en periodos de mayor volatilidad el análisis técnico es capaz de generar mayores retornos que en los periodos de estabilidad.

En la tabla 4 se entregan los resultados para el modelo GARCH (1,1) en su primera especificación, es decir, incluida la constante. Es posible observar que en la medida en que se incluyen más rezagos de la señal de compra/venta en la regresión se produce un aumento en el ajuste del modelo medido a través del R^2 , experimentando un gran aumento con la sola inclusión del primer rezago. Sin embargo, como se verá posteriormente este aumento del R^2 no va acompañado de un mejor comportamiento del modelo en cuanto a su capacidad para predecir el tipo de cambio. También se debe destacar que en la medida en que se incluyen más rezagos a la regresión, los rezagos más recientes van perdiendo significancia hasta el punto de caer por debajo del umbral de rechazo del 90% de confianza, a excepción del primer rezago, el que se mantiene significativo en todas las combinaciones. Además, los mayores rezagos presentan un aporte marginal al modelo debido a sus bajos coeficientes. En cuanto a los componentes de varianza se observa que, salvo la constante, éstos no presentan cambios en su valor a través de las distintas combinaciones de rezagos, aunque se observa un cambio a nivel de significancia de los coeficientes. Al estudiar el modelo anterior pero sin la constante, para las diferentes combinaciones de rezagos, los resultados son similares a la especificación anterior, ocurriendo los mismos fenómenos tanto en el R^2 como en el valor y significancia de los coeficientes. A nivel de los componentes de la varianza también se observan los mismos fenómenos que para el caso anterior, lo que no debería sorprender ya que la ecuación de varianza condicional y los datos son iguales para ambas especificaciones.

Los resultados del modelo AR(1) se presentan en la tabla 5, donde se pueden apreciar los mismos efectos luego de la inclusión de los rezagos en la regresión, tanto a nivel de coeficientes como de su significancia estadística. Debemos notar, además, que el componente autorregresivo del modelo arroja un valor estadísticamente no significativo al explicar el retorno mediante la señal del día t , pero que el valor se torna significativo al momento de incluir el primer rezago, lo que se mantiene para el resto de las combinaciones.

Tabla 4
Resultados regresiones GARCH (1,1) con constante

En esta tabla se entregan los resultados estadísticos de la regresión de las especificaciones de modelos GARCH usadas. Los valores entre paréntesis corresponden a los *t*-statistic.

	GARCH	GARCH-1	GARCH-2	GARCH-3	GARCH-4	GARCH-5
Constante	-6,86E-05 (0,632)	2,28E-05 (2,083)	2,05E-05 (1,952)	1,83E-05 (1,811)	1,60E-05 (1,637)	1,36E-05 (1,480)
S _t	0,000115 (8,159)	0,000941 (199,391)	0,000941 (220,389)	0,000942 (222,92)	0,000941 (227,577)	0,000940 (245,330)
S _{t-1}		-0,000884 (-186,275)	-0,000905 (-174,364)	-0,000906 (-175,08)	-0,0009 (-185,21)	-0,0009 (-186,49)
S _{t-2}			2,33E-05 (4,997)	7,42E-07 (0,117)	-7,6E-07 (-0,121)	1,22E-06 (0,197)
S _{t-3}				2,44E-05 (5,479)	2,44E-06 (0,407)	4,52E-07 (0,079)
S _{t-4}					2,37E-05 (5,605)	2,15E-06 (0,367)
S _{t-5}						2,33E-05 (5,320)
R ²	0,1170	0,9873	0,9879	0,9886	0,9892	0,9898
COMPONENTES DE VARIANZA						
Const.	5,84E-07 (1,188)	3,98E-09 (0,555)	4,30E-09 (0,683)	4,32E-09 (0,752)	4,30E-09 (0,827)	3,98E-09 (0,883)
ARCH(1)	0,1456 (4,564)	0,1365 (2,586)	0,1123 (2,554)	0,1012 (2,693)	0,0786 (2,840)	0,0896 (3,202)
GARCH(1)	0,6365 (7,123)	0,5987 (4,321)	0,5654 (4,700)	0,5201 (4,881)	0,3248 (5,175)	0,2336 (5,758)

Ahora bien, los retornos que entregan las distintas especificaciones se pueden ver en la tabla 6, donde se muestran las combinaciones de rezagos más rentables. Como se observa en la tabla, la mayor rentabilidad es entregada por la especificación del GARCH con constante, siendo superior en el retorno total y el retorno por transacción. Al momento de elegir la combinación óptima para cada modelo, nuestra atención se centró en resultados a nivel de retornos, más que a nivel estadístico, ya que, en general, los niveles de ajuste y significancia resultaron más que aceptables desde el punto de vista de la estadística.

Tabla 5
Resultados de la regresión de los modelo AR(1)

Aquí se entregan los resultados de la regresión del modelo AR(1) bajo la especificación presentada anteriormente. El término AR(1) en la primera columna denota el factor autorregresivo del modelo. Los valores entre paréntesis corresponden a los test t.

	AR(1)	AR(1)-1	AR(1)-2	AR(1)-3	AR(1)-4	AR(1)-5
S _t	0,000101 (11,627)*	0,000952 (377,573)*	0,000948 (350,853)*	0,000946 (348,614)*	0,000944 (349,791)*	0,000943 (351,844)*
S _{t-1}		-0,000896 (-355,802)*	-0,000900 (-325,129)*	-0,000903 (-312,751)*	-0,000904 (-311,484)*	-0,000905 (-311,341)*
S _{t-2}			9,68E-06 (3,586)*	5,39E-06 (1,867)**	2,73E-06 (0,911)	1,50E-06 (0,500)
S _{t-3}				1,12E-05 (4,145)*	6,96E-06 (2,396)*	3,14E-06 (1,045)
S _{t-4}					1,14E-05 (4,234)*	6,25E-06 (2,153)*
S _{t-5}						1,37E-05 (5,110)*
AR(1)	-0,041946 (-1,318)	0,597705 (23,385)*	0,579239 (22,272)*	0,559370 (21,114)*	0,529878 (19,618)*	0,501061 (18,060)*
R ²	0,1164	0,9915	0,9916	0,9919	0,9920	0,9922

*indica significativo al 95% de confianza.

** indica significativo al 90% de confianza.

Tabla 6
Retornos para los distintos modelos

Aquí se entregan los mayores retornos para cada modelo, siendo para el GARCH con y sin constante la combinación con 1 rezago y para el AR(1) la combinación con 2 rezagos. Los valores entre paréntesis corresponden a los test-t.

	GARCH CON CONSTANTE	GARCH SIN CONSTANTE	AR(1)
Retorno total	203,92	202,52	201,32
Retorno por Transacción	0,333%	0,330%	0,322%
	(4,436)*	(4,427)*	(4,373)*

*Indica significativo al 95% de confianza.

Por otro lado, como podemos observar en la tabla 7, las pruebas no paramétricas arrojaron como resultado que las series de datos observados y

los retornos predichos por los modelos GARCH y AR no son estadísticamente diferentes entre sí. Es decir, que lo predicho por los modelos no es estadísticamente diferente de lo observado en la realidad. El *test* de signo logrado fue de 1,216, -0,225 y -0,315 para las diferencias entre el tipo de cambio observado y el modelo GARCH (1,1) con constante, GARCH(1,1) sin constante y AR(1), respectivamente. Para las mismas muestras anteriores, pero para el *test* de rango con signo, los valores arrojados fueron 0,298, 0,272 y 0,322. Por último, para las mismas muestras pero usando el *test* de MWW, los resultados son -0,266, -1,109 y -1,391, respectivamente. Todas las pruebas anteriores permiten rechazar la hipótesis de diferencias en las muestras del tipo de cambio observado y el calculado por los modelos estudiados.

Tabla 7
Test de poblaciones

Esta tabla entrega los *outputs* de los tests no paramétricos realizados para los tres modelos en sus combinaciones de rezagos más rentables. El valor de rechazo de la hipótesis nula para cada uno de estos tests es de $\pm 1,96$ al 95% de confianza.

	GARCH C/ CONST	GARCH S/CONST	AR(1)
Test de Signo	1,216*	-0,225*	-0,315*
Test de Rango con Signo	0,298*	0,272*	0,322*
Test de M-W-W	-0,266*	-1,109*	-1,391*

* Indica rechaza la hipótesis nula al 95% de confianza.

4. Conclusiones

A partir de los resultados podemos extraer valiosas conclusiones para el mercado de divisas en países emergentes como Chile. De acuerdo a lo encontrado, tanto las reglas simples de análisis técnico como modelos econométricos relativamente complejos como son el GARCH (1,1) y el AR(1) generan retornos anormales estadísticamente significativos para el tipo de cambio.

Los resultados arrojados por el análisis técnico nos permiten concluir que en los períodos de mayor volatilidad se obtienen retornos anormales mayores que en los períodos de relativa estabilidad. Esto se observa en el último tercio de la muestra donde se obtienen retornos anormales equivalentes aproximadamente al 60% de los resultados obtenidos para el total de la muestra, con sólo un 33% de la muestra. Además se observa que la longitud de la media móvil debe variar dependiendo de la volatilidad del período analizado. Es por esto que para el último tramo es conveniente utilizar un promedio móvil de 15 días, mientras que para el total de la muestra es más rentable un promedio de 25 días. Por otra parte, los retornos promedio por transacción se comportan de acuerdo a lo esperado, es decir, en la medida que se usan promedios móviles más largos se obtienen retornos por transacción mayores por el riesgo que asumen los agentes por la exposición de las posiciones abiertas.

Al comparar los retornos anormales arrojados por el análisis técnico con los que se obtuvieron de las regresiones de los modelos GARCH (1,1) y AR(1) se observa que estos últimos son superiores a nivel de retornos totales, siendo estos retornos estadísticamente significativos. En tanto a nivel del retorno promedio de las técnicas, los logrados por el análisis técnico son mayor, pero el número de señales es bajo, lo que explica esta diferencia entre la técnica a utilizar dependiendo de si el elemento de estudio es el retorno total o el retorno promedio. Estos retornos se lograron de la regresión de distintas combinaciones de rezagos en cada uno de los modelos. Para el GARCH (1,1) los mayores retornos se obtuvieron al incluir en la regresión el primer rezago de la variable explicativa en ambas especificaciones estimadas, mientras que para el AR(1) los mayores retornos se obtuvieron luego de incluir el segundo rezago de la variable explicativa en la regresión.

Nuestros resultados no descalifican en ningún caso la utilización del análisis técnico por parte de los agentes del mercado de divisas, ya que si bien los resultados observados en este estudio se ven sobrepasados por los obtenidos mediante el uso de modelos econométricos, debemos tomar en cuenta que el análisis técnico se realizó mediante la aplicación de reglas simples. La complementariedad de ambas técnicas puede ser una estrategia acertada por parte de los especuladores.

REFERENCIAS

- ANDERSON D., D. SWEENEY y WILLIAMS T. (1999), "Estadística para Administración y Economía", séptima edición, Internacional Thomson Editores, México.
- BOLLERSLEV, T. (1986), "Generalized Autorregresive Conditional Heteroskedasticity", *Journal of Econometrics*, Vol. 31, pp.307-327.
- ENGLE, R. (1982), "Autorregresive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation", *Econometrica*, Vol. 50, pp. 987-1008.
- GENÇAY R. (1999), "Linear, Non-Linear and Essential Foreign Exchange Rate Prediction with Simple Technical Trading Rules", *Journal of International Economics* (47)1 pp. 91- 107.
- GREEN, W. H. (1993). "Econometric Analysis", Macmillan Publishing Company, New York, USA.
- LEBARON B. (1999), "Technical Trading Rule Profitability and Foreign Exchange Intervention", *Journal of International Economics* (49)1 pp. 125-143.
- LEVICH R.M. y L. R. THOMAS (1993), "The Significance of Technical Trading-Rule Profits in the Foreign Exchange Market: a Bootstrap Approach", *Journal of International Money And Finance* (12)5 pp. 451-474.
- 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* (13)3 pp. 276-290.
- PARISI F., S. KOHAN y M. CASTILLO, (2001), "Efecto informacional sobre el mercado del dólar estadounidense: el caso de un mercado emergente", Seminario de Título, Facultad de Ciencias Económicas y Administrativas, Universidad de Chile.
- TAYLOR M.P. y H. ALLEN, (1992), "The Use of Technical Analysis in the Foreign Exchange Market", *Journal of International Money And Finance* (11)3 pp. 304-314.