

# Análisis técnico en la Bolsa de Madrid

Fernando Fernández Rodríguez<sup>2</sup>

Universidad de las Palmas de Gran Canaria

Simón Sosvilla-Rivero

FEDEA y Universidad Complutense de Madrid

Julián Andrada-Félix

Universidad de las Palmas de Gran Canaria

«Time present and time past  
are both perhaps present in future time  
and time future  
contained in time past»

T. S. Eliot («Burnt Norton», Four Quarters)

## 1. Introducción

El análisis técnico examina las series históricas en un intento de establecer reglas específicas para guiar las decisiones de compra y venta de activos financieros con el objetivo de maximizar beneficios y minimizar el riesgo de pérdidas. Estas técnicas están basadas en la predicción de los movimientos bursátiles a partir de la observación de los cambios continuos —12→ en el mercado. La idea básica de que parte el análisis técnico es que «los precios se mueven en tendencias que se determinan por las actitudes de los inversores frente a una variedad de fuerzas económicas, monetarias, políticas y psicológicas» (Pring, 1991, p. 2).

Aunque las reglas técnicas de contratación han venido siendo utilizadas en los mercados financieros durante más de un siglo (véase, por ejemplo, Plummer, 1989), es únicamente durante la última década, ante la cada vez más numerosa evidencia de que los mercados financieros pueden no ser tan eficientes como originariamente se pensaba, cuando la literatura académica empieza a mostrar un creciente interés por el estudio de dichas reglas. Asimismo, los resultados de encuestas realizadas entre los participantes en los mercados señalan que éstos emplean el análisis técnico a la hora de la toma de decisiones sobre la compra o venta de los activos financieros. Así, por ejemplo, Taylor y Allen (1992) informan de que el 90% de los que responden a su encuesta entre los 353 principales operadores del mercado de divisas de Londres afirman que otorgan cierto peso al análisis técnico al formar sus expectativas sobre la evolución del mercado.

De hecho, a corto plazo (menos de una semana), el análisis técnico predomina sobre el análisis fundamental en las decisiones de transacción (Neely y Weller, 1997).

Existe una considerable cantidad de trabajos que ha respaldado la idea de que las reglas técnicas de contratación pueden ser capaces de generar señales que producen unas ganancias económicas significativas. Por una parte, el análisis técnico se ha situado sobre una fundamentación teórica más sólida. Brown y Jennings (1989), por ejemplo, demuestran que, en un modelo de equilibrio dinámico con agentes heterogéneos, los inversores racionales hacen uso de la información pasada de los precios a la hora de formar sus demandas. Neftci (1991) demuestra cómo las reglas de contratación derivadas del análisis técnico pueden formalizarse como predictores no lineales. Finalmente, Clyde y Osler (1997) ofrecen una fundamentación teórica para el análisis técnico como método de predicción no lineal en sistemas de alta dimensión.

Por otra parte, y desde el punto de vista del trabajo empírico, Brock et al. (1992) (en adelante, BLL) utilizan técnicas de simulaciones sucesivas (bootstrapping<sup>3</sup>) a partir de varios modelos de formación de precios de los activos financieros, —13→ concluyendo que los beneficios obtenidos por las reglas técnicas de contratación no puede explicarse por ningún de los modelos estadísticos más populares en la literatura sobre el rendimiento de los índices bursátiles. Levich y Thomas (1993), empleando también técnicas de simulaciones sucesivas, ofrecen evidencia tanto de la rentabilidad como de la significatividad estadística de las reglas técnicas en los mercados de divisas a partir de datos de futuros. Por último, Gençay (1998) examina la predecibilidad no lineal de los mercados bursátiles combinando reglas técnicas sencillas de contratación con redes neuronales, indicando sus resultados una fuerte evidencia de predecibilidad no lineal en los rendimientos de dichos mercados cuando se utilizan señales de compraventa generadas a partir de reglas de medias móviles.

Estos hallazgos son de gran importancia y consideramos que es interesante investigar si resultados similares se dan para otros mercados bursátiles. Así pues, el propósito de este trabajo es examinar la capacidad predictiva de las reglas técnicas de contratación para el caso de la Bolsa de Madrid, a partir del análisis de los datos diarios del índice General para el período de treinta y un años comprendido entre 1966 y 1997.

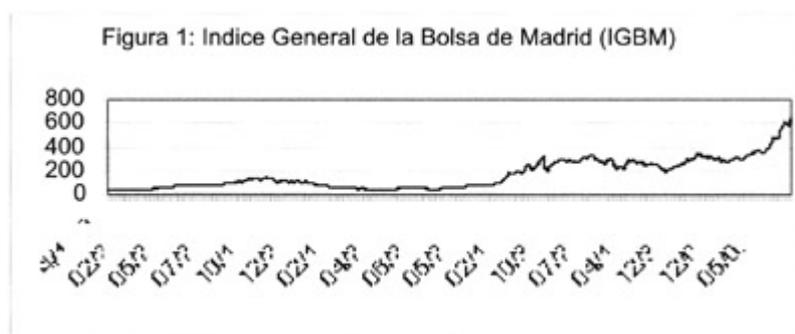
De esta forma, nuestro estudio puede entenderse como una contribución a la creciente área de investigación dedicada a contrastar las posibles dependencias no lineales existentes en los precios de los activos financieros. Contrastes anteriores en este sentido, examinando la hipótesis nula de distribución independiente e idéntica, indican que las no

linealidades se encuentran efectivamente presentes en los mercados bursátiles [véanse, entre otros, Ramsey (1990), Hsieh (1991) y Pununzi y Ricci (1993), y, para el caso español, Olmeda y Pérez (1995) y Fernández-Rodríguez et al. (1997)].

El resto del trabajo se organiza como sigue. En la Sección 2 se describe la base de datos utilizada y se presentan las reglas técnicas de contratación examinadas. La Sección 3 ofrece algunos resultados preliminares, mientras que en la Sección 4 se muestran algunos de los resultados obtenidos al aplicar el método de las simulaciones sucesivas. Por último, en la Sección 5 se recogen algunas consideraciones finales.

## 2. Datos y reglas técnicas de contratación

La base de datos utilizada en este trabajo se compone de 6931 observaciones de datos diarios de cierre de sesión del Índice General de la Bolsa de Madrid (IGBM), abarcando el período comprendido entre el 4 de enero —14→ de 1966 y el 15 de octubre de 1997 (véase el Gráfico 1). Este índice constituye un indicador suficientemente significativo del mercado bursátil español, por cuanto representa el 90% del volumen total negociado.



Basándonos en estudios académicos previos y en la literatura sobre el análisis técnico, en este trabajo examinaremos dos de las reglas técnicas de contratación más simples y más ampliamente utilizadas en la práctica: la regla media móvil y la regla de filtros o ruptura del rango. La estrategia de transacción analizada intenta simular la toma de posiciones -en largo o en corto<sup>4</sup>- que adoptaría un agente del mercado que guiara sus decisiones inversoras a partir de las señales de compra o venta generadas por las reglas empleadas. El hecho de que la información que se desprende de dichas reglas pueda ser utilizada en una estrategia de compraventa beneficiosa implicaría que el análisis técnico sería capaz de extraer cierta información acerca de la estructura oculta del proceso de generación de datos en las series de precios del valor en cuestión.

BLL (1992) hacen énfasis en el potencial peligro de obtención de patrones espúreos en los rendimientos bursátiles en el caso de que las estrategias de contratación se diseñan y contrastan empleando la misma base de datos. Para mitigar en la medida de lo posible este sesgo de «fisqueo de datos» (data snooping), no basaremos nuestro análisis en la búsqueda de reglas técnicas de contratación «exitosas» ex-post, sino que evaluaremos un conjunto relativamente amplio de reglas que los operadores de mercado han conocido durante las últimas décadas. Asimismo, —15→ se hayan disponibles, previa petición

a los autores, los resultados detallados tanto para cada una de las reglas examinadas como para los subperíodos es estudiados.

Las reglas de medias móviles tratan de eliminar las fluctuaciones a corto plazo que se producen en las cotizaciones para lograr un instrumento de seguimiento de la tendencia de un determinado activo financiero. De acuerdo con las estrategias de negociación guiadas por las reglas de medias móviles, las señales de compra y venta se generan a partir de dos medias móviles sobre el nivel del índice: una media a corto plazo y una media a largo plazo. En particular, en este trabajo examinaremos dos tipos de reglas medias móviles.

La primera de estas reglas que evaluaremos, denominada media móvil de longitud variable (VMA), está basada en el comportamiento de las medias móviles. Considera inicialmente una regla de transacción constituida por dos medias móviles de distintas longitudes  $m_{n_1}$  y  $m_{n_2}$  siendo  $n_1 < n_2$ . La señal de compra (venta) se genera cuando la gráfica de la media móvil corta, en un instante  $t_0$ , esté situada por encima (debajo) de la gráfica de la media móvil larga en dicho instante. Este acontecimiento significa la aparición de una tendencia alcista (bajista). Esta regla clasifica todos los días de contratación en días de compra o venta.

La otra versión complementaria examinada subraya el interés de los puntos de corte entre la media móvil corta y la media móvil larga como señales de compra o venta, con un poder predictivo de unos pocos días -entre diez y quince días, habitualmente- dado que se ha insistido en que los rendimientos deberían de ser diferentes tras dicho cruce. Las señales de compra (venta) se generan cuando la gráfica de la media móvil corta atraviese a la gráfica de la media móvil larga por debajo (encima). Siguiendo a BLL (1992), calcularemos la rentabilidad obtenida durante los diez días siguientes, ignorando cualquier señal que pudiera producirse a lo largo de esos días. Esta segunda regla media móvil que analizamos es la denominada media móvil de longitud fija (FMA).

Como puede comprobarse, las estrategias medias móviles en cualquiera de sus dos versiones, constituyen esencialmente un sistema de seguimiento de la tendencia, ya que cuando los precios experimentan una subida (bajada) la media móvil a corto tiende a presentar valores más elevados (reducidos) que la media móvil a largo, emitiendo por consiguiente una señal de compra (venta).

Evaluaremos las siguientes reglas medias móviles ampliamente utilizadas en los mercados: [1, 50], [1, 150] y [1, 200], donde el primer ~~—16—~~ número de cada par indica los días considerados en el período corto y el segundo número muestra los días del período largo<sup>5</sup>. Las señales generadas por las reglas de transacción medias móviles pueden modificarse con la introducción de una banda alrededor de la media móvil, lo que provoca una reducción del número de transacciones al eliminar falsas señales de cambio de tendencia cuando las trayectorias de las medias móviles están próximas y muestran comportamiento fluctuante. De esta forma consideraremos igualmente las combinaciones anteriores [1, 50, 0.01], [1, 150, 0.01] y [1, 200, 0.01], donde el tercer parámetro indica la utilización de una banda del uno por ciento.

Por último, consideraremos una estrategia de contratación de filtro o ruptura de rango (TRB), cuya fundamentación reside en la existencia de niveles de resistencia y soporte. Con esta regla técnica, se genera una señal de compra cuando la cotización penetra un

nivel de resistencia, definido por un máximo local dentro de un intervalo temporal, mientras que se genera una señal de venta cuando la cotización penetra un nivel de soporte, definido por un mínimo local. Los analistas técnicos sostienen la creencia de que muchos inversores están dispuestos a vender (comprar) una vez alcanzado en último máximo (mínimo) local; esta presión vendedora (compradora) conformará un área de resistencia (soporte) que evitará que el precio del valor supere el máximo (mínimo) anterior. Sin embargo, si el precio es capaz de atravesar dicha área de resistencia (soporte) será síntoma de fortaleza (debilidad) del mercado y, por tanto de señal de compra (venta) ante la expectativa de posteriores subidas (caídas) del valor. Como en el caso de las reglas medias móviles, se utilizan los precios máximos (mínimos) durante los 50, 150 y 200 días anteriores para establecer los niveles de resistencia (soporte) y, al mismo tiempo, se examinan las reglas TRB con y sin bandas del uno por ciento.

### 3. Resultados preliminares

Los paneles A y B del Cuadro 1 muestran algunos estadísticos descriptivos básicos de las series de rendimientos diarios y a diez días, respectivamente. A lo largo del trabajo, calculamos los rendimientos a partir de la diferencia logarítmica del nivel del IGBM, por lo que no se tienen en cuenta los pagos por dividendos. Como se observa en dicho cuadro,  $-17 \rightarrow$  ambos rendimientos presentan una excesiva curtosis y un coeficiente de asimetría (marginalmente) negativo, indicando la existencia de no normalidad en tales rendimientos. Por otra parte, el coeficiente de correlación serial de primer orden resulta significativo y positivo, al tiempo que autocorrelaciones de orden superior son considerablemente cercanas a cero.

CUADRO 1  
ESTADÍSTICOS DESCRIPTIVOS PARA LOS RENDIMIENTOS A UN DÍA Y A DIEZ DÍAS

#### Panel A: Rendimientos diarios

Tamaño de la muestra (n)	6930
Media	0.00039
Desviación típica	0.0091
Coefficiente de asimetría	-0.0656
Curtosis	11.41
p(1)	0.323
p(2)	0.084
p(3)	0.039
p(4)	0.038
p(5)	-0.001

Barlett std.	0.012
--------------	-------

**Panel B: Rendimientos a diez días**

Tamaño muestral (n)	692
Media	0.0030
Desviación típica	0.0377
Coefficiente de asimetría	-0.6525
Curtosis	10.03
p(1)	0.118
p(2)	0.030
p(3)	0.052
p(4)	-0.024
p(5)	0.019
Barlett std.	0.038

NOTA: «Barlett std.» se refiere al error estándar Barlett para autocorrelación,  $(n)^{-1/2}$ .

Si el análisis técnico no poseyese ningún poder predictivo sobre los movimientos futuros en los precios, entonces deberíamos observar que los rendimientos obtenidos en los días en que las reglas técnicas emiten señales de compra no difieren apreciablemente de los rendimientos generados  $\rightarrow$  en los días en que las reglas emiten señales de venta. Con el fin de evaluar el poder predictivo de las reglas técnicas de contratación, calculamos tanto el rendimiento medio como su varianza en los días de compra y venta para cada una de las reglas anteriormente descritas.

En el Cuadro 2 se ofrecen los resultados obtenidos utilizando la regla VMA. Como señalamos anteriormente, examinamos seis reglas  $[s, l, b]$ , que se distinguen por la longitud de los períodos corto y largo ( $s$  y  $l$ , respectivamente, expresados ambos en días) y por el tamaño de la banda ( $b$ : 0 o 1 %). En particular, en el Cuadro 2 mostramos el número de señales de compra y ventas generadas durante el período analizado [ $\langle N(\text{Compras}) \rangle$  y  $\langle N(\text{Ventas}) \rangle$ , respectivamente], el rendimiento medio de compras y ventas («Compras» y «Ventas», respectivamente), la fracción de rendimientos de compras y ventas positivos («Compras>0» y «Ventas>0») y la diferencia entre el rendimiento medio diario de compras y de ventas («Compras-Ventas»). Los contrastes  $t$  para los estadísticos «Compras» («Ventas») se calculan empleando las siguientes fórmulas (véase BLL, 1992, nota al pie número 9):

$$\frac{\mu_r - \mu}{\sqrt{\frac{\sigma^2}{N} + \frac{\sigma^2}{N_r}}}$$

donde  $m_b$  y  $N_b$  son los rendimientos medios y el número de señales de compras y ventas, y  $m_s$  y  $N_s$  representan la media incondicional y el número de observaciones.  $s^2$  es la varianza estimada para la totalidad de la muestra. En el caso de los estadísticos «Compras-Ventas», los contrastes  $t$  se calculan a partir de la siguiente expresión:

$$\frac{\mu_b - \mu_s}{\sqrt{\frac{\sigma^2}{N_b} + \frac{\sigma^2}{N_s}}}$$

donde  $m_b$  y  $N_b$ , son el rendimiento medio y el número de señales para las compras, mientras que  $m_s$  y  $N_s$  son el rendimiento medio y el número de señales para las ventas. Cabe señalar que estos estadísticos se basan en el supuesto de distribuciones idénticas, estacionarias y asintóticamente normales en los rendimientos de la serie IGBM.

—19→

CUADRO 2  
RESULTADOS ESTÁNDAR PARA LAS REGLAS DE MEDIA MÓVIL DE  
LONGITUD VARIABLE (VMA)

Período	Regla	N (compras )	N (ventas )	Compras	Ventas	Compras> 0	Ventas>0	Compras Ventas
4/1/66 a	[1,50,0]	4057	282 4	0.0012	- 0.0007	0.5554	0.441 8	0.0019
15/10/9 7				(4.6153 )	(- 5.0125 )			(8.1554 )
	[1,50,0.01]	3492	233 2	0.0013	- 0.0009	0.5644	0.435 8	0.0022
				(5.0544 )	(- 5.1658 )			(8.3178 )
	[1,150,0]	4220	256 1	0.0009	- 0.0005	0.5475	0.443 7	0.0014
				(3.2164 )	(- 3.7041 )			(5.7912 )
	[1,150,0.01 ]	3984	235 8	0.0010	-0.005	0.5516	0.440 8	0.0014
				(3.5038 )	(- 3.6219 )			(5.8296 )

[1,200,0]	4242	248 9	0.0009	- 0.0004	0.5450	0.443 9	0.0013
			(2.9315 )	(- 3.4644 )			(5.3403 )
[1,200,0.01 ]	4088	232 8	0.0009	- 0.0005	0.5474	0.443 0	0.0014
			(3.1446 )	(- 3.4644 )			(5.4315 )
Media			0.0010	- 0.0006			0.0016

NOTAS: Las reglas se identifican como [s, l, b], donde s y l son la longitud de la media a corto y largo plazo (en días) y b es la banda (0 o 1%). «N (compras)» y «N (ventas)» son el número de señales de compras y de ventas generadas por la regla. «Compras» y «Ventas» representan el rendimiento medio de compras y ventas, mientras que «Compras-ventas» es la diferencia entre el rendimiento medio de compras y de ventas. «Compras>0» y «Ventas>0» son las fracciones de rendimientos de compras y de ventas positivos. Los números entre paréntesis son los estadísticos t estándar para contrastar la diferencia, respectivamente, entre rendimientos medios de compras y rendimientos medios incondicionales, entre rendimientos medios de ventas y rendimientos medios incondicionales, y compras-ventas y cero. Las dos últimas filas presentan las medias entre las diez reglas consideradas.

Como se aprecia en el Cuadro 2, la diferencia entre compras y ventas son positivas y estadísticamente significativas para todas las reglas como se desprende de los valores estadísticos obtenidos (entre paréntesis). La introducción de la banda del uno por ciento incrementa la diferencia entre los rendimientos de compras y ventas. El número de señales de compra generadas por cada regla siempre es superior al número de señales de venta en un porcentaje comprendido entre el 56% y el 44%, respectivamente, lo que es consistente con un mercado que presenta una marcada tendencia alcista.

Los rendimientos medios de compras son todos positivos con un rendimiento medio diario del 0,10 %, lo que equivale a un 28,4 % en tasa anual<sup>6</sup>. Todos los estadísticos t rechazan la hipótesis nula de que los rendimientos son iguales al rendimiento medio incondicional (0,039%  $\rightarrow$  del cuadro 1). En cuanto a las ventas, todos los rendimientos medios son negativos, con un rendimiento medio diario del -0,06% (o, alternativamente, del -16,2% en base anual), y todos los estadísticos t son estadísticamente distintos de cero.

Respecto a los estadísticos «Ventas>0» y «Compras>0», la fracción de compras es consistentemente superior al 50 %, mientras que la de ventas es considerablemente menor, situándose en el intervalo del 43,6% y el 44,4 %. Bajo la hipótesis de que el análisis técnico no produjera señales útiles, estas fracciones deberían ser iguales. De

hecho, un contraste binomial muestra que estas diferencias son altamente significativas, por lo que puede rechazarse la hipótesis nula de igualdad.

Estos resultados son sorprendentemente similares a los obtenidos por BLL (1992, Cuadro II)<sup>7</sup>, quienes enfatizan la dificultad de explicarlos con un modelo de equilibrio que prediga rendimientos negativos para tal fracción de días de contratación.

Los resultados obtenidos para las reglas FMA se muestran en el Cuadro 3 utilizando el mismo formato que el empleado en el Cuadro 2. Se examinan períodos de 10 días durante los cuales se mantiene la posición recomendada después de que se crucen las dos medias móviles. Como puede verse en dicho cuadro, la diferencia entre compras y ventas es siempre positiva. Sin embargo, sólo en tres de los diez casos estudiados, se rechaza la hipótesis nula de que dicha diferencia sea nula. Como antes, el añadir una banda del uno por ciento incrementa la diferencia entre compras y ventas, excepto para aquellas reglas con medias móviles con un largo plazo de 150 días.

Los rendimientos de compras son nuevamente todos positivos, con un rendimiento medio diario del 1,03% durante los diez días siguientes a la señal<sup>8</sup>. Únicamente dos de los estadísticos *t* rechaza la hipótesis nula de que los rendimientos son iguales al rendimiento medio incondicional a diez días (0,30 % del Cuadro 1). Para las ventas, todos los rendimientos medios son negativos, siendo el rendimiento medio diario del -0,64%, pero únicamente dos de los seis estadísticos *t* obtenidos son significativamente distintos de cero. Para todas las reglas individuales examinadas, la fracción de señales compras que generan rendimientos positivos es mayor que dicha fracción para ventas.

—21→

CUADRO 3  
RESULTADOS ESTÁNDAR PARA LAS REGLAS DE MEDIA MÓVIL DE  
LONGITUD FIJA (FMA)

Período	Regla	N (compras)	N (ventas)	Compras	Ventas	Compras >0	Ventas >0	Compras Ventas
4/1/66a	[1,50,0]	73	81	0.0073	0.0088	0.6164	0.4321	0.0161
15/10/97				(0.7825)	(-2.4595)			(2.2991)
	[1,50,0.01]	59	55	0.0075	0.0135	0.5932	0.3273	0.0211
				(0.7490)	(-2.8604)			(2.5864)

[1,150,0]	25	41	0.0202	0.006 9	0.8400	0.4634	0.0271
			(3.348 2)	(- 1.459 6)			(3.286 9)
[1,150,0. 01]	24	34	0.0152	0.002 0	0.7500	0.4412	0.0172
			(2.158 8)	(- 0.640 4)			(1.827 0)
[1,200,0]	27	25	0.0022	0.006 3	0.5556	0.3200	0.0085
			(0.127 2)	(- 0.859 6)			(0.689 7)
[1,200,0. 01]	20	22	0.0093	0.000 9	0.7000	0.5000	0.0102
			(1.050 1)	(- 0.356 3)			(0.836 6)
Media			0.0103	- 0.006 4			0.0167

NOTA: Véase el Cuadro 2.

El Cuadro 4 presenta los resultados de las reglas TRB. Como se observa, la diferencia entre compras y ventas es siempre positiva y en todos los casos se rechaza la hipótesis de que dicha diferencia es nula. Los rendimientos de compras son, una vez más, todos positivos, con un rendimiento medio diario del 1,7%. Los estadísticos  $t$  sugieren que los rendimientos de compras son significativamente diferentes del rendimiento incondicional diario. En cuanto a las ventas, los rendimientos son siempre negativos, siendo sólo significativo uno de los seis  $t$  estadísticos. La fracción de señales compras que generan rendimientos positivos es superior a la fracción correspondiente para el caso de ventas.

—22→

CUADRO 4  
RESULTADOS ESTÁNDAR PARA LAS REGLAS DE RUPTURA DE RANGO  
(TRB)

Período	Regla	N (compras)	N (ventas)	Compras	Ventas	Compras >0	Ventas >0	Compras Ventas
4/1/66 a	[1,50,0]	201	132	0.0150	- 0.0058	0.6368	0.4167	0.0208
15/10/97				(3.8381)	(- 2.4448)			(4.4024)
	[1,50,0.01]	99	65	0.0177	- 0.0037	0.6667	0.4462	0.0239
				(2.9729)	(- 1.4318)			(2.9695)
	[1,150,0]	152	67	0.0155	- 0.0067	0.6316	0.4478	0.0192
				(3.5649)	(- 1.1629)			(2.8413)
	[1,150,0.01]	75	32	0.0170	- 0.0083	0.6533	0.3750	0.0253
				(2.3314)	(- 1.4084)			(2.5285)
	[1,200,0]	139	60	0.0167	- 0.0039	0.6403	0.4667	0.0206
				(3.7160)	(- 1.1235)			(2.8451)
	[1,200,0.01]	68	29	0.0197	- 0.0093	0.6912	0.3793	0.0290
				(2.6988)	(- 1.4392)			(2.7504)

MEDIA	0.0169	- 0.006 2	0.0231
-------	--------	-----------------	--------

NOTA: Véase el Cuadro 2.

Dado que el período analizado es muy largo y heterogéneo, con un número de acontecimientos importantes que pueden afectar la estructura de la serie, hemos considerado también dos subperíodos no solapados, siendo el 19 de Octubre de 1987 el punto de corte, incluyéndose en el segundo subperíodo los efectos del «crash» de 1987 y los reajustes experimentados en 1989 y 1991, así como el cambio en los procedimientos de negociación y el comienzo del mercado a futuros del IBEX35. Los resultados obtenidos (no presentados aquí, pero disponibles de los autores previa petición) son similares a los derivados para la muestra completa, por lo que no encontramos evidencia de que los resultados sean diferentes entre subperíodos.

#### 4. Resultados de simulaciones sucesivas

Los resultados ofrecidos en la Sección 3 indican que las reglas técnicas de contratación producen rendimientos superiores a los rendimientos medios incondicionales. Sin embargo, esta conclusión se basa en la inferencia realizada a partir de contraste  $t$  que suponen distribuciones idénticas, estacionarias y asintóticamente normales. Como  $\rightarrow 23 \leftarrow$  hemos visto en el Cuadro 1, estos supuestos no caracterizan los rendimientos derivados de la serie IGBM. Siguiendo a BLL (1992), este problema se puede solventar utilizando métodos de simulaciones sucesivas (bootstrapping) (véase Efron y Tibshirani, 1993), que hace posible además un contraste conjunto entre diferentes reglas técnicas de contratación que no tienen por qué ser necesariamente independientes unas de otras. La idea básica es comparar las propiedades de la serie temporal derivada de unos datos simulados a partir de un modelo con las propiedades de la serie original de datos. Para ello, primero estimamos el modelo postulado, generándose posteriormente muestras simuladas a partir de residuos y los parámetros estimados. A continuación, se calculan los rendimientos derivados de las reglas técnicas para cada una de las muestras simuladas y se compara esta distribución simulada con los rendimientos de las reglas técnicas derivados en la Sección 3 a partir de los datos originales, efectivamente observados.

Utilizando información hasta el día  $t$  (incluido dicho día), las reglas de contratación clasifican cada día  $t$  como compra ( $b$ ), como venta ( $s$ ) o, si se emplea la banda, como neutral ( $n$ ). Si definimos el rendimiento en  $h$  días en el  $t$  como:

$$r_t^h = \log(p_{t+h}) - \log(p_t)$$

(donde  $p$  es el nivel del índice), entonces el rendimiento esperado a  $h$  días condicional a una señal de compra puede definirse como sigue:

$$m_b = E(r_t^h | b_t)$$

mientras que el rendimiento esperado a  $h$  días condicionado a una señal de venta vendría dado por la siguiente expresión:

$$m_s = E(r_t^h | s_t)$$

Las desviaciones típicas condicionales pueden definirse entonces como

$$\sigma_b = (E[(r_t^h - m_b)^2 | b_s])$$

y

$$\sigma_b = (E[(r_t^h - m_s)^2 | s_t])^{1/2}$$

—24→

Estas expectativas condicionales se estiman utilizando las medias muestrales apropiadas, calculadas a partir de la serie del IGBM y se comparan con las distribuciones empíricas obtenidas para distintos modelos estadísticos propuestos para explicar los rendimientos de las acciones. De esta forma, el método de simulaciones sucesivas se utiliza, por una parte, para evaluar la rentabilidad de las distintas reglas técnicas de contratación y, por otra parte, como herramienta de especificación con el fin de obtener alguna indicación sobre la habilidad de dichos modelos estadísticos a la hora de reproducir los datos observados.

Respecto a la cuestión de qué modelos deberían emplearse para simular las series comparativas, siguiendo la práctica habitual consideraremos algunos modelos de cotizaciones de acciones ampliamente utilizados: un proceso autorregresivo de primer orden (AR(1)), un modelo generalizado de heteroscedasticidad condicional autorregresiva (GARCH) y un modelo GARCH en media (GARCH-M).

El primer modelo de simulación es el AR(1)

$$r_t = d + pr_{t-1} + e_t, \quad |p| < 1$$

donde  $r_t$  es el rendimiento del día  $t$  y  $e_t$  es una variable aleatoria independiente e idénticamente distribuida (*i. i. d.*). Los parámetros ( $d$  y  $r$ ) y los residuos  $\hat{\varepsilon}_t$  se estiman a partir de la serie IGBM empleando el método de mínimos cuadrados ordinarios (MCO). Posteriormente, dichos residuos se remuestran, con reemplazamiento, a partir de la serie original de residuos. Finalmente se generan sucesivos procesos AR(1) utilizando los parámetros estimados y las diferentes series de residuos obtenidas en el proceso de remuestreo.

El segundo modelo de simulación es el GARCH(1,1)

$$r_t = d + pr_{t-1} + e_t$$

$$h_t = w + ae_{t-1}^2 + bh_{t-1}$$

$$e_t = h_t^{1/2} z_t, z_t \sim N(0,1)$$

donde la variable aleatoria  $e_t$  presenta una distribución condicional normal con media cero y varianza condicional  $h_t$ , distribuyéndose los residuos estandarizados  $z_t$  como una i. i. d.  $N(0,1)$ . Este modelo permite que los segundos momentos condicionales del proceso de rendimientos presenten correlación serial. Esta especificación incorpora además el fenómeno familiar —25→ de agrupación de la volatilidad, característica evidente en los mercados financieros, por cuanto, cambios (de precios) grandes suelen ser seguidos de cambios grandes (de cualquier signo) de la volatilidad y lo mismo en relación con cambios pequeños. Los parámetros del modelo GARCH(1,1) se estiman a partir de la serie IGBM utilizando máxima verosimilitud. Para realizar el ajuste por heteroscedasticidad, el algoritmo de muestreo se aplica a los residuos estandarizados. De esta forma, la estructura heterocedástica capturada en el modelo GARCH(1,1) se mantiene en las simulaciones, y únicamente los residuos estandarizados i. i. d. ( $z_t = \hat{e}_t / h_t^{1/2}$ ) se remuestran con reemplazamiento para obtener nuevas simulaciones GARCH(1,1) de las series de rendimientos.

El último modelo considerado en la simulación es el GARCH(1,1) - M

$$r_t = d + r r_{t-1} + g h_t + e_t$$

$$h_t = w + a e_{t-1}^2 + b h_{t-1}$$

$$e_t = h_t^{1/2} z_t \sim N(0,1)$$

En esta especificación, se permite que la varianza condicional  $h_t$  afecte al rendimiento  $r_t$ , lo que constituye una forma atractiva de modelizar los mercados financieros, pues es natural suponer que el rendimiento esperado de un activo sea proporcional al riesgo esperado de dicho activo. Como en el modelo GARCH(1,1), tanto los parámetros como los residuos estandarizados se estiman a partir de la serie IGBM mediante máxima verosimilitud. Una vez más, los residuos estandarizados se remuestran con reemplazamiento dando lugar a nuevas series simuladas de residuos que, en combinación con los parámetros estimados del modelo, sirven de base para la generación de las series GARCH-M simuladas.

En el Cuadro 5 se muestran los resultados de estimación de los modelos AR(1), GARCH(1,1) y GARCH(1,1)-M. En el Panel A se ofrecen los resultados de estimar el modelo AR(1) por MCO. Como puede verse, se detecta una autocorrelación de primer orden, significativa, en la serie IGBM series. El Panel B contiene los resultados de la estimación del modelo GARCH(1,1) por máxima verosimilitud. Obsérvese que el modelo estimado contiene también un término AR(1) para tener en cuenta la fuerte correlación en la serie IGBM. Los parámetros estimados  $a$  y  $b$  indican que la varianza condicional es cambiante en el —26→ tiempo y fuertemente persistente, siendo 0,9828 la medida de persistencia de la varianza ( $a+b$ ). Estos resultados están en línea con los presentados en Olmeda y Pérez (1995), quienes estudian la no linealidad en la varianza del IGBM durante el período 1989-1994 utilizando un modelo GARCH(1,1) para los residuos AR(1) de los rendimientos. El parámetro  $r$ , que capta la autocorrelación de primer orden en la serie, es también significativamente positivo. Por último, el Panel C presenta los resultados de la estimación del modelo GARCH(1,1)-M. Como puede apreciarse, se obtiene que el

rendimiento esperado condicional se haya positivamente relacionado con la varianza condicional ( $g = 3,02$ ).

## CUADRO 5

### ESTIMACIONES DE LOS MODELOS AR(1), GARCH (1,1) Y GARCH (1,1)-M

Panel A: AR(1)					
$r_t = \delta + \rho r_{t-1} + \varepsilon_t$					
$\delta$					$\rho$
0.0002					0.3283
(2.51)					(29.54)
Panel B: GARCH(1,1)					
$r_t = \delta + \rho r_{t-1} + \varepsilon_t$					
$b_t = \omega + \alpha \varepsilon_{t-1}^2 + \beta b_{t-1}$					
$\varepsilon_t = ht^{1/2} z_t \quad z_t \sim N(0,1)$					
$\delta$	$\rho$	$\omega$	$\alpha$	$\beta$	
0.0003	0.4105	1.70e-7	0.1502	0.8326	
(3.95)	(39.11)	(15.24)	(18.08)	(100.10)	
Panel C: GARCH(1,1)-M					
$r_t = \delta + \rho r_{t-1} + \gamma_{bt} + \varepsilon_t$					
$b_t = \omega + \alpha \varepsilon_{t-1}^2 + \beta b_{t-1}$					
$\varepsilon_t = ht^{1/2} z_t \quad z_t \sim N(0,1)$					
$\delta$	$\rho$	$\gamma$	$\omega$	$\alpha$	$\beta$
0.0005	0.4114	3.0215	1.72e-6	0.1567	0.8326
(2.08)	(39.11)	(2.88)	(15.35)	(18.06)	(97.48)

NOTAS: Modelos estimados a partir de datos diarios correspondientes a los rendimientos durante el período 4/1/66-15/10/97.

El modelo AR(1) se ha estimado por mínimos cuadrados ordinarios, mientras que los modelos GARCH(1,1) y GARCH(1,1)-M se han estimado por máxima verosimilitud.

Los números entre paréntesis son estadísticos  $t$ .

—27—

#### 4. 1. Procesos AR(1)

Con el fin de examinar si los resultados de las reglas técnicas de contratación pueden deberse a la correlación serial diaria en la serie IGBM (documentada en el Cuadro 1), hemos calculados, para cada una de dicha reglas técnicas, los resultados de los procesos AR(1) simulados a partir de los residuos estimados para la serie original durante toda la muestra. Para ahorrar espacio, sólo ofrecemos en el Cuadro 6 las medias de los estadísticos generados por cada una de las seis reglas consideradas, si bien los resultados particulares para cada una de las reglas pueden consultarse en Fernández-Rodríguez et al. (1999).

Los resultados mostrados en la primera fila (Fracción>IGBM) ofrecen, para cada estadístico, el porcentaje de las 500 simulaciones que generan estadísticos mayores que aquellos estimados para la serie IGBM. Así, para las reglas VMA, en la columna

«Compras», tenemos que, en media, el 0,2% de las series simuladas generan rendimientos de compra superiores a los de la serie IGBM, porcentaje éste que puede considerarse como un «p-valor» simulado. Por su parte, en la columna «Ventas», obtenemos que el 0,17% de series simuladas presentan rendimientos de ventas superiores a los de la serie IGBM, mientras que de la columna «Compras-Ventas» se desprende que, para la media de reglas VMA, el 0,13% de las series simuladas generan diferencias medias entre rendimientos de compras menos rendimientos de ventas mayores o iguales que la diferencia media en la serie IGBM. Por último, de las columnas  $s_b$  y  $s_s$  se ofrece el porcentaje de series simuladas cuya desviación típica condicional excede a la desviación típica de la serie IGBM, en compras y ventas, respectivamente. En el caso VMA se aprecia que todas las desviaciones típicas condicionales de compras, de las simulaciones, superan la desviación típica análoga para el IGBM, mientras que ninguna de las desviaciones típicas condicionales de ventas de las simulaciones superan la desviación típica correspondiente para el IGBM. De esta forma, podemos concluir que, para la regla VMA, los resultados de la primera fila (Fracción>IGBM) correspondientes a los rendimientos son consistentes con los contrastes tradicionales presentados en el Cuadro 2, pero los resultados obtenidos para las desviaciones típicas son novedosos. Como puede observarse, las señales de compras detectan episodios en los que medias condicionales altas van acompañados de bajas volatilidades. Este hallazgo es similar al detectado para el Índice Dow Jones de la Bolsa de Nueva York por BLL

—28→

CUADRO 6  
RESULTADOS DE SIMULACIÓN PARA EL MODELO AR(1) CON 500 RÉPLICAS

Reglas	Resultados	Compras	$s_b$	Ventas	$s_s$	Compras-Ventas
	Fracción>IGBM	0.20	100	0.17	0.00	0.13
Media de las reglas VMA	Media	0.0007	0.0091	- 0.0001	0.0091	0.0009
	IGBM	0.0010	0.0084	- 0.0006	0.0105	0.0016
	Fracción>IGBM	56.90	66.67	29.77	14.80	37.47
Media de las reglas FMA	Media	0.0109	0.3867	- 0.0030	0.0390	0.0139
	IGBM	0.0103	0.0334	- 0.0064	0.0455	0.0167
	Fracción>IGBM	6.37	32.30	29.50	4.57	11.47

Media de las reglas TRB	Media	0.0114	0.0386	- 0.0034	0.0389	0.0148
	IGBM	0.0169	0.0425	- 0.0062	0.0487	0.0231

NOTA: Los residuos del modelo AR(1) se remuestran con reemplazamiento, generándose sucesivos procesos AR(1) utilizando los parámetros estimados y las diferentes series de residuos obtenidas en el proceso de remuestreo. Se han considerado seis versiones de las siguientes reglas de contratación: media móvil de longitud fija (FMA) y ruptura de rango (TRB). Los estadísticos presentados son las medias de los estadísticos generados por cada una de estas seis reglas consideradas.

En las filas «Fracción>IGBM» se ofrecen el porcentaje de las 500 simulaciones que generan medias o desviaciones estándar mayores que los estimados para la serie IGBM. Las filas «Medias» presentan los estadísticos promediados a partir de las 500 series simuladas de procesos AR(1), mientras que las filas «IGBM» muestran esos mismos estadísticos para la serie de datos original IGBM.

En las columnas «Compras» y «Ventas» se presentan, respectivamente, el rendimiento medio de compras y ventas, mientras que «Compras-ventas» es la diferencia entre el rendimiento medio de compras y ventas. Por último, en las columnas  $s_b$  y  $s_s$  se ofrecen el porcentaje de series simuladas cuya desviación típica condicional excede a la desviación típica de la serie IGBM, en compras y ventas, respectivamente.

—29—

(1992), quienes señalan que no concuerda con ningún argumento esgrimido en la literatura financiera para explicar la predecibilidad de los rendimientos bursátiles en términos de riesgo. Resultados similares, aunque no tan contundentes, se obtienen para la regla TRB. Por último, para la regla FMA, los resultados muestran un panorama bastante diferente, puesto que una proporción relativamente alta (el 56,9%) de series simuladas generan un rendimiento medio de compras superior al obtenido a partir de la serie IGBM original, mientras que sólo el 32,3% de las desviaciones típicas condicionales de compras de las simulaciones superan la desviación típica análoga para el IGBM. Como resultado, el 37,47% de las series simuladas generan diferencias medias entre rendimientos de compras menos rendimientos de ventas mayores que la diferencia media en la serie IGBM.

La segunda fila en el Cuadro 6 (Medias) ofrece los rendimientos y desviaciones típicas de las compras, ventas y compras menos ventas, promediados a partir de las 500 series simuladas de procesos AR(1), mientras que la tercera fila (IGBM) muestra esos mismos estadísticos para la serie de datos original IGBM. Como puede observarse, los rendimientos medios en la columna de «Compras» son inferiores a los rendimientos medios obtenidos por las reglas VMA y TRB. Sin embargo, esta diferencia no es significativa tal y como indica el «p-valor» de 0,002 y 0,0637, respectivamente. En cambio, para el caso de la regla FMA ocurre lo contrario, siendo la diferencia significativa con un «p-valor» de 0,569. Por otra parte, para las tres reglas, los rendimientos medios simulados de ventas son menos negativos que los rendimientos medios verdaderos de ventas, siendo la diferencia altamente significativa. Por último, las diferencias simuladas

de compras-ventas son más bajas que la diferencia efectiva en el IGBM, siendo dicha diferencia más significativa en el caso de las reglas FMA.

Así pues, podemos concluir que los resultados de este apartado sugieren que la simple correlación serial implicada por el modelo AR(1) no puede explicar la rentabilidad generada por las reglas técnicas.

## 4. 2. Procesos GARCH

El Cuadro 7 ofrece los resultados obtenidos para el modelo GARCH(1,1), que permite que los segundos momentos condicionales en el proceso de rendimientos estén serialmente correlacionados.

La columna «Compras-Venta» del Cuadro 7 nos permite observar —30→ que las reglas VMA muestran que el modelo GARCH genera una diferencia media del 0,12%, comparada con el 0,16% de la serie IGBM original. Sólo el 9,13% de las simulaciones generan rendimientos de compra-venta tan altos como los de la serie IGBM. El modelo GARCH da lugar a diferencia compra-venta positivas que son substancialmente mayores que la diferencia obtenida para el modelo AR(1), aunque esta diferencia es todavía pequeña comparada con la registrada en la serie IGBM original. Sin embargo, para las reglas FMA y TRB, el modelo GARCH genera una diferencia media superior a la observada en la serie IGBM (2,02% y 2,41%, comparadas con 1,67% y 2,31% para la serie IGBM, respectivamente). El porcentaje de series simuladas que genera unos rendimientos compras-ventas tan elevados como los de la serie IGBM es el 56% para la regla FMA y el 47% para la regla TRB.

En cuanto a los rendimientos simulados medios de compras, son inferiores a los rendimientos medios efectivos para las reglas VMA y TRB, siendo los «p-valores» asociados 0,11 y 0,30, respectivamente. En el caso de la regla FMA, los rendimientos simulados medios de compras superiores a los rendimientos medios verdaderos, siendo la diferencia altamente significativa, con un «p-valor» de 0,66. Respecto a los rendimientos simulados medios de ventas, resultan ser menos negativos que los rendimientos medios de ventas efectivamente registrados en el caso de la regla VMA, iguales para la regla FMA y más negativos para la regla TRB, siendo los «p-valores» de dichas diferencias 0,13, 0,45 y 0,56, respectivamente.

Analizando ahora a la volatilidad, debe señalarse que para la serie IGBM las desviaciones típicas son menores en los episodios de compras que en los de ventas. El Cuadro 7 muestra que, para las tres reglas técnicas de contratación, las desviaciones típicas medias, tanto de compras como de ventas, son mayores para las series simuladas a partir del modelo GARCH que para la serie IGBM. En la mayoría de los casos, los «p-valores» respaldan la significatividad de dichas diferencias. Por lo tanto, el modelo GARCH sobreestima substancialmente la volatilidad tanto en períodos de compras como de ventas.

RESULTADOS DE SIMULACIÓN PARA EL MODELO GARCH(1,1) CON 500 RÉPLICAS

Reglas	Resultados	Compras	$s_b$	Ventas	$s_s$	Compras-Ventas
	Fracción>IGBM	10.97	96.53	13.10	48.07	9.13
Media de las reglas VMA	Media	0.0009	0.0101	- 0.0003	0.0112	0.0012
	IGBM	0.0010	0.0084	- 0.0006	0.0105	0.0016
	Fracción>IGBM	65.93	86.20	45.27	75.57	55.97
Media de las reglas FMA	Media	0.0138	0.0532	- 0.0064	0.0576	0.0202
	IGBM	0.0103	0.0334	- 0.0064	0.0455	0.0167
	Fracción>IGBM	29.83	90.13	56.57	80.83	47.03
Media de las reglas TRB	Media	0.0147	0.0564	- 0.0095	0.0726	0.0241
	IGBM	0.0169	0.0425	- 0.0062	0.0487	0.0231

NOTA: Los residuos estandarizados del modelo GARCH(1, 1) se remuestran con reemplazamiento, generándose sucesivos procesos GARCH(1, 1) utilizando los parámetros estimados y las diferentes series de residuos estandarizados obtenidas en el proceso de remuestreo. Se han considerado seis versiones de las siguientes reglas de contratación: media móvil de longitud variable (VMA), media móvil de longitud fija (FMA) y ruptura de rango (TRB). Los estadísticos presentados son las medias de los estadísticos generados por cada una de estas seis reglas consideradas. En las filas «Fracción>IGBM» se ofrecen el porcentaje de las 500 simulaciones que generan medias o desviaciones estándar mayores que los estimados para la serie IGBM. Las filas «Medias» presentan los estadísticos promediados a partir de las 500 series simuladas de procesos GARCH(1, 1), mientras que las filas «IGBM» muestran esos mismos estadísticos para la serie de datos original IGBM.

En las columnas «Compras» y «Ventas» se presentan, respectivamente, el rendimiento medio de compras y ventas, mientras que «Compras-ventas» es la diferencia entre el rendimiento medio de compras y de ventas. Por último, en las columnas  $s_b$  y  $s_s$  se ofrecen

el porcentaje de series simuladas cuya desviación típica condicional excede a la desviación típica de la serie IGBM, en compras y ventas, respectivamente.

—32→

En resumen, los resultados de este apartado indican que el modelo GARCH no sólo fracasa a la hora de replicar los rendimientos condicionales de la serie IGBM, sino que tampoco es capaz de reproducir la volatilidad observada en la serie, aún cuando la característica fundamental de este modelo es la predicción de la volatilidad.

### 4. 3. Procesos GARCH-M

Dado que cambios en la media condicional pueden constituir una explicación potencial de las diferencias entre los rendimientos de compras y los de ventas, el siguiente conjunto de simulaciones examina la validez del modelo GARCH-M. Los resultados obtenidos se muestran en el Cuadro 8.

En las columnas «Compras» y «Compras-Ventas» del Cuadro 8 observamos resultados similares a los comentados para el caso GARCH. En efecto, para las reglas VMA y TRB, los rendimientos simulados medios de compras son inferiores a los rendimientos efectivos medios de compras (con un «*p*-valor» asociado de 0,06 y 0,20, respectivamente), mientras que para la regla FMA, los rendimientos simulados medios de compras son mayores que los rendimientos medios realmente observados (con un «*p*-valor» de 0,61). En el caso de los rendimientos simulados medios de ventas, se registran algunas diferencias con respecto a los resultados obtenidos para el modelo GARCH. Como puede observarse, dichos rendimientos son menos negativos que los rendimientos efectivos de ventas para la regla VMA, y más negativos para las reglas FMA y TRB, siendo estas diferencias altamente significativas, tal y como indican los «*p*-valores» asociados de 0,18, 0,49 y 0,64, respectivamente.

En cuanto a la volatilidad, y como sucediera en el caso GARCH, para las tres reglas técnicas de contratación, las desviaciones típicas medias, tanto de compras como de ventas, son superiores a las derivadas de la serie IGBM original. Sin embargo, se detectan algunos cambios al comparar los resultados con los obtenidos para el modelo GARCH. Para las reglas VMA y FMA, las volatilidades condicionales de compras son más bajas en el caso GARCH-M que en el GARCH, mientras que lo contrario ocurre para las volatilidades de ventas. Para la regla TRB, el modelo GARCH-M genera unas volatilidades condicionales de compras mayores que las producidas por el modelo GARCH, mientras que las volatilidades condicionales de ventas son similares para los modelos GARCH-M y GARCH.

—33→

CUADRO 8  
RESULTADOS DE SIMULACIÓN PARA EL MODELO GARCH(1, 1) CON 500  
RÉPLICAS

Reglas	Resultados	Compras	$s_b$	Ventas	$s_s$	Compras- Ventas
--------	------------	---------	-------	--------	-------	--------------------

	Fracción>IGBM	5.80	94.97	18.07	52.27	9.43
Media de las reglas VMA	Media	0.0008	0.0099	$\bar{0.0004}$	0.0113	0.0012
	IGBM	0.0010	0.0084	$\bar{0.0006}$	0.0105	0.0016
	Fracción>IGBM	61.20	85.60	49.60	77.43	56.23
Media de las reglas FMA	Media	0.0126	0.0531	$\bar{0.0077}$	0.0595	0.0204
	IGBM	0.0103	0.0334	$\bar{0.0064}$	0.0455	0.0167
	Fracción>IGBM	20.07	90.80	64.33	80.50	48.57
Media de las reglas TRB	Media	0.0126	0.0567	$\bar{0.0117}$	0.0712	0.0243
	IGBM	0.0169	0.0425	$\bar{0.0062}$	0.0487	0.0231

NOTA: Los residuos estandarizados del modelo GARCH(1, 1)-M utilizando los parámetros estimados y las diferentes series de residuos estandarizados obtenidas en el proceso de remuestreo. Se han considerado seis versiones de las siguientes reglas de contratación: media móvil de longitud variable (VMA), media móvil de longitud fija (FMA) y ruptura de rango (TRB). Los estadísticos presentados son las medias de los estadísticos generados por cada una de estas seis reglas consideradas.

En las filas «Fracción>IGBM» se ofrecen el porcentaje de las 500 simulaciones que generan medias o desviaciones estándar mayores que los estimados para la serie IGBM. Las filas «Medias» presentan los estadísticos promediados a partir de las 500 series simuladas de procesos GARCH(1, 1)-M mientras que las filas «IGBM» muestran esos mismos estadísticos para la serie de datos original IGBM.

En las columnas «Compras» y «Ventas» se presentan, respectivamente, el rendimiento medio de compras y ventas, mientras que «Compras-ventas» es la diferencia entre el rendimiento medio de compras y de ventas. Por último, en las columnas sb y ss se ofrecen el porcentaje de series simuladas cuya desviación típica condicional excede a la desviación típica de la serie IGBM, en compras y ventas, respectivamente.

Así pues, podemos concluir que los resultados de este apartado sugieren que el hecho de permitir que la varianza condicional afecte al rendimiento a través de un modelo GARCH(1,1)-M no ayudan tampoco a explicar ni los rendimientos condicionales de la serie IGBM ni su volatilidad.

Cabe señalar por último que, al igual que sucediera en la Sección 3, hemos considerado también dos subperíodos no solapados, con punto de corte en el 19 de Octubre de 1987. Los resultados obtenidos (no presentados aquí, pero disponibles previa petición a los autores) no sugieren diferencias significativas entre subperíodos.

## 5. Consideraciones finales

En este trabajo hemos examinado la posibilidad de que las reglas técnicas de contratación posean un poder predictivo significativo. Para ello, hemos evaluado, en la serie del índice General de la Bolsa de Madrid (IGBM), formas simples y ampliamente difundidas del análisis técnico, utilizando para ello datos diarios para el período de treinta y un años comprendido entre 1966 y 1997.

Por una parte, nuestros resultados respaldan el poder predictivo de las reglas técnicas VMA y TRB. En efecto, en ambos casos las señales de compra producen rendimientos medios significativamente superiores a los rendimientos medios incondicionales. En el caso de la VMA esta conclusión se extiende a los rendimientos de las señales de venta.

Nuestros resultados sugieren, además, que las reglas técnicas de contratación VMA y TRB generan señales de compras que dan lugar, de forma consistente, a rendimientos superiores a los derivados de las señales de ventas, lo que igualmente corroboraría cierto poder predictivo del análisis técnico en los movimientos de las cotizaciones bursátiles. Asimismo, los rendimientos obtenidos a partir de señales de compras presentan una menor volatilidad que los derivados de señales de venta. Esta evidencia podría indicar la existencia de no linealidades en el proceso generador de datos de la serie IGBM. Por último, los rendimientos generados a partir de señales de ventas son negativos, lo que no se puede explicar fácilmente con los modelos de equilibrio existentes actualmente y reclama un análisis más detallado.

Por otra parte, hemos combinando métodos de simulaciones sucesivas (bootstrapping) con reglas técnicas de contratación con el objetivo —35→ de examinar la idoneidad de algunos modelos frecuentemente utilizados en finanzas [tales como los modelos AR(1), GARCH y GARCH-M] a la hora de explicar el comportamiento del IGBM. Nuestros resultados sugieren que no es probable que los rendimientos obtenidos siguiendo señales de compras (ventas) en la serie original del IGBM se generen por ninguno de los modelos considerados. Dichos modelos no sólo fallan en la predicción de los rendimientos, sino que también fracasan al predecir su volatilidad (aún en los casos de los modelos GARCH y GARCH-M, modelos especialmente diseñados para predecir la volatilidad).

Dado que el período examinado es muy largo y heterogéneo, existiendo importantes eventos que podrían haber afectado la estructura de la serie, hemos analizado también dos subperíodos no solapados, con punto de corte en el 19 de octubre de 1987. Sin embargo, de los resultados obtenidos para ambos subperíodos no se desprende evidencia de diferencias significativas entre ambos.

Así pues, nuestros resultados proporcionan un fuerte respaldo a la rentabilidad de las reglas técnicas simples de contratación y son en general consistentes con los obtenidos previamente por BLL (1992) para el índice Dow Jones durante el período 1897-1986, lo que sugiere que las anteriores consideraciones en la literatura sobre la inutilidad del análisis técnico habrían sido prematuras.

No obstante, los resultados de este trabajo deben de tomarse con la debida cautela, dado que los rendimientos obtenidos pueden no ser tan elevados como para poder traducirse en beneficios una vez se tengan en cuenta los costes de transacción. Sería útil examinar el comportamiento de reglas técnicas de contratación más elaboradas y su rentabilidad teniendo en cuenta costes de transacción y comisiones de corretaje, así como calcular rentabilidades corregidas por riesgo de las distintas reglas y su comparación con las rentabilidades libres de riesgo. Estas cuestiones serán objeto de futuras investigaciones en este área.

—36→

### Referencias

- Brock, W., Lakonish, J. y B. LeBaron (1992) «Simple technical rules and the stochastic properties of stock returns», *Journal of Finance* 47. pp. 1731-1764.
- Brown, D. P. y R. H. Jennings (1989) «On technical analysis», *Review of Financial Studies* 2, pp. 527-551
- Clyde, W. C. y C. L. Osier (1997) «Charting: Chaos theory in disguise?». *Journal of Future Markets* 17. pp. 489-514.
- Efron, B. (1979) «Bootstrapping methods: Another look at the jackknife», *Annals of Statistics* 7. pp. 1-26.
- Efron; B. y R. J. Tibshirani (1993), *An introduction to the bootstrap*, Chapman&-Hall. New York.
- Fernández-Rodríguez, F., Sosvilla-Rivero, S. y J. Andrada-Félix (1999): «Technical Análisis in the Madrid Stock Exchange», Documento de Trabajo 99-05, FEDEA.
- Fernández-Rodríguez, F., Sosvilla-Rivero, S. y M. D. García-Artiles (1997) «Using nearest neighbour predictors to forecast the Spanish stock market», *Investigaciones Económicas* 21. pp. 75-91.
- Gençay, R. (1998) «The predictability of securities returns with simple technical rules». *Journal of Empirical Finance* 5, pp. 347-359.

- Hsieh, D. A. (1991) «Chaos and nonlinear dynamics: Application to financial markets». *Journal of Finance* 46, pp. 1839-1877.
- Levich, R. y, L. Thomas (1993) «The significance of technical trading rule profits in the foreign exchange market: A bootstrap approach», *Journal of International Money and Finance* 12, pp. 451-474.
- Neftci, S. N. (1991) «Naive trading rules in financial markets and Weiner-Kolmogorov prediction theory: A study of 'technical analysis'», *Journal of Business* 64. pp. 549-571.
- Neely, C. y Weller, P. (1997): «Technical analysis and central bank intervention». Working Paper 97-00A. Federal Reserve Bank of St. Louis.
- Olmeda, I. y J. Pérez (1995) «Non-linear dynamics and chaos in the Spanish stock market». *Investigaciones Económicas* 19, pp. 217-248.
- Plummer, T. (1989). *Forecasting financial markets: The truth behind technical analysis*. Kogan Page. London.
- Pring. M. J. (1991), «Technical analysis explained: The successful investor's guide to spotting investment trends and turning points. Macgraw-Hill», New York.
- Pununzi, F. v N. Ricci (1993) «Testing non linearities in Italian stock exchange». *Rivista Internazionale di Science Economiche e Commerciali* 40, pp. 559-574.
- Ramsey. J. B. (1990) «Economic and financial data as nonlinear processes». En Dwyer, G. P. y R. W. Hafer (eds.) *The Stock Market: Bubbles, Volatility, and Chaos*. Kluwer Academic, Boston, MA.
- Taylor, M. P. y H. Allen (1992) «The use of technical analysis in the foreign exchange market». *Journal of International Money and Finance* 11, pp. 304-314.

—37→

### **Abstract**

In this paper we assess whether some simple forms of technical analysis can predict stock price movements in the Madrid Stock Exchange. To that end, we use daily data for General Index of the Madrid Stock Exchange, covering the thirty-one-year period from January 1966-October 1997.

Our results provide strong support for profitability of these technical trading rules. By making use of bootstrap techniques, we show that returns obtained from these trading rules are not consistent with several null models frequently used in finance, such as AR(1), GARCH and GARCH-M.

## **Fundación Biblioteca Virtual Miguel de Cervantes**

- [Mapa del sitio](#)
- [Política de \*cookies\*](#)
- [Marco legal](#)