

# ESTRATEGIA DE INVERSIÓN BURSÁTIL Y RECONOCIMIENTO GRÁFICO DE PATRONES: APLICACIÓN SOBRE DATOS INTRADÍA DEL ÍNDICE DOW JONES\*

*Roberto Cervelló Royo\*\**

*Francisco Guijarro Martínez\*\*\**

*Karolina Michniuk\*\*\*\**

---

\* Este artículo es un producto del proyecto titulado “Pattern recognition applied to chart analysis. Evidence from intraday international stock markets”, desarrollado en las universidades Universidad Politécnica de Valencia (UPV) y Hamburg University of Applied Sciences (HAW). El artículo se recibió el 23-02-14 y se aprobó el 08-05-14. Sugerencia de citación: Cervelló R., R., Guijarro M., F. y Michniuk, K. (2014). Estrategia de inversión bursátil y reconocimiento gráfico de patrones: aplicación sobre datos intradía del índice Dow Jones. *Cuadernos de Administración*, 27 (48), 119-152.

\*\* Doctorado en Economía, Universidad Politécnica de Valencia, Valencia, España, 2008; Máster Universitario Oficial en Ingeniería del Diseño, Escuela Técnica Superior de Ingeniería del Diseño, Valencia, España, 2013; Master en Dirección de Empresas y Organizaciones Turísticas, Universidad Politécnica de Valencia, Valencia, España, 2007; Especialista en Contabilidad y Finanzas, Universidad Politécnica de Valencia, Valencia, España, 2004; Licenciado en Administración y Dirección de Empresas, Universidad Politécnica de Valencia, Valencia, España, 2003. Profesor Contratado Doctor, Universidad Politécnica de Valencia, Valencia, España. Es miembro del grupo de investigación “Departamento de Economía y Ciencias Sociales”. Correo electrónico: rocerro@esp.upv.es

\*\*\* Doctor en Administración y Dirección de Empresas, Universidad Politécnica de Valencia, Valencia, España, 2003; Licenciado en Ciencias y Técnicas Estadísticas, Universidad Politécnica de Valencia, Valencia, España, 2007; Licenciado en Informática, Universidad Politécnica de Valencia, Valencia, España, 1998. Profesor Titular, de Universidad Politécnica de Valencia, Valencia, España. Es miembro del grupo de investigación “Departamento de Economía y Ciencias Sociales”. Correo electrónico: fraguima@esp.upv.es

\*\*\*\* Master en Contabilidad y Finanzas en la Escuela de Economía y Gestión, Hamburg University of Applied Sciences, Hamburgo, Alemania, 2011; Licenciada en Administración y Dirección de Empresas, Hamburg University of Applied Sciences, Hamburgo, Alemania, 2008. Phd Candidate, Hamburg University of Applied Sciences, Hamburgo, Alemania. Es miembro del grupo de investigación “Departamento de Economía y Ciencias Sociales”. Correo electrónico: Karolina.Michniuk@gmx.de

Estrategia de inversión  
bursátil y reconocimiento  
gráfico de patrones:  
aplicación sobre datos  
intradía del índice  
Dow Jones

**RESUMEN**

Este trabajo presenta una nueva aproximación al reconocimiento del patrón gráfico bandera. A partir de éste se desarrolla una regla de *trading* que obtiene resultados positivos ajustados al riesgo sobre datos intradía del índice Dow Jones. Para mitigar los efectos negativos provocados por el *data snooping* se tomó una muestra con más de 90.000 observaciones y se reportan resultados sobre 96 configuraciones distintas de los parámetros que definen la regla de *trading*. Considerando los resultados obtenidos para la totalidad del periodo, la regla de trading obtiene una rentabilidad positiva incluso después de considerar el riesgo, superando al benchmark desde la doble perspectiva de la media-varianza..

**Palabras clave:** Regla de trading, data snooping, índice Dow Jones, reconocimiento de patrones, análisis técnico.

**Clasificación JEL:** G14, G15, G17.

Stock market investment  
strategy and chart pattern  
reconnaissance: An  
intraday Dow Jones Index  
data application

**ABSTRACT**

This work introduces a new approximation of the flag price pattern recognition. A trading rule which provides positive risk-adjusted returns for intraday data of the Dow Jones Industrial Average Index is developed. In order to mitigate the data snooping problem we use a data set of more than 90,000 observations, results are reported over 96 different configurations of the trading rule parameters. Results gathered from the whole sample confirm that the trading rule provides a positive return, even after considering the risk. Moreover, it beats the benchmark in the mean variance sense.

**Keywords:** Trading rule, data snooping, Dow Jones index, pattern recognition, technical analysis.

**JEL Classification:** G14, G15, G17

Estratégia de  
investimento bolsista e  
reconhecimento gráfico  
de padrões: aplicação  
sobre dados intradiários  
do índice Dow Jones

**RESUMO**

Este trabalho apresenta uma nova aproximação ao reconhecimento do "flag price pattern". A partir deste, desenvolve-se uma regra de *trading* que obtém resultados positivos ajustados ao risco sobre dados intradiários do índice Dow Jones. Para amenizar os efeitos negativos provocados pelo *data snooping*, tomou-se uma amostra com mais de 90 mil observações e relatam-se resultados sobre 96 configurações diferentes dos parâmetros que definem a regra de *trading*. Considerando os resultados obtidos para a totalidade do período, a regra de *trading* obtém uma rentabilidade positiva, inclusive depois de considerar o risco, e supera o *benchmark* sob a dupla perspectiva da média-variância

**Palavras chave:** Regra de *trading*, *data snooping*, índice Dow Jones, reconhecimento de padrões, análise técnica

**JEL Classificação:** G14, G15, G17.

## Introducción

El uso y aplicación del análisis técnico es casi tan antiguo como los mismos mercados financieros. La primera publicación data de finales de 1800 y se atribuye a Charles Dow. Los primeros trabajos académicos desarrollados en esta materia validaron la naturaleza eficiente del mercado, estableciendo el supuesto básico de que a partir de la serie histórica de precios y desde la doble perspectiva rentabilidad-riesgo, no es posible superar al mismo (Alexander, 1961; Jensen y Bennington, 1970; Campbell *et al.*, 1997). De la misma forma, Fama (1970; 1991) afirma que los precios de las acciones reflejan toda la información disponible y que, por tanto, no es posible inferir una estrategia que basándose en esos precios permita predecir los precios futuros. En esta misma línea se encuentran los trabajos de Fama y Blume (1966), Van Horne y Parker (1967, 1968) y Jensen y Bennington (1970).

Sin embargo, existe otro nutrido grupo de investigadores que han reportado evidencia empírica positiva sobre la rentabilidad de estrategias de inversión basadas en reglas de *trading* simples, como las medias móviles, el uso de soportes y resistencias (Brock *et al.*, 1992; Agudelo y Uribe, 2009) o el reconocimiento gráfico de patrones (Leigh, Modani *et al.*, 2002; Leigh, Paz *et al.*, 2002; Leigh, Purvis *et al.*, 2002; Wang y Chan, 2007; Wang y Chan, 2009). Para una revisión extensa de la literatura ver Park e Irwin (2004 y 2007).

Los trabajos más recientes abogan por el uso del análisis técnico como una herramienta válida para la extracción de información rele-

vante a partir de los precios de mercado. Las investigaciones llevadas a cabo sobre datos de los años ochenta demuestran cómo el uso de las reglas técnicas fueron rentables para los mercados de divisas y futuros, aunque no para las acciones. Sin embargo, investigaciones más recientes y llevadas a cabo sobre datos de la década de los noventa, demuestran que algunas de estas reglas técnicas generan rentabilidades positivas para prácticamente todos los mercados especulativos. De acuerdo con Park e Irwin (2007), de un total de 95 investigaciones analizadas, 56 evidenciaron resultados favorables al análisis técnico, mientras que 20 reportaron resultados negativos y otros 19 concluyeron con resultados mixtos. Park e Irwin (2007) señalan que algunos de estos estudios presentan debilidades en sus procedimientos, tales como el producido al emplear los mismos datos tanto para la elaboración del modelo como para su posterior contraste (*data snooping*), la selección ex post de las reglas de *trading*, la validación de las reglas de *trading* empleando periodos de tiempo en los que aún no se habían diseñado dichas reglas, las dificultades en la estimación del riesgo, la no inclusión de los costes de transacción, etc.

Neftci (1991) concluye que el análisis técnico puede capturar cierta información ignorada por las teorías predictivas de Wiener-Kolmogorov. Sus resultados sobre el índice Dow Jones durante el periodo 1911-1976 lo corroboran para el caso de la regla de *trading* basada en el uso de medias móviles. En una línea similar, Brock *et al.* (1992) confirman que las rentabilidades obtenidas a partir de medias móviles y niveles de soporte-resistencia sobre el índice Dow Jones para el período

1897-1986, no son consistentes con cuatro modelos ampliamente difundidos en la teoría financiera: el paseo aleatorio, el modelo AR(1), el modelo GARCH-M, y el modelo exponencial GARCH. Entre las posibles causas, se señala el problema del *data snooping* (Ready, 2002) o la pérdida de interés en dichas reglas de *trading* debido a su uso extensivo en períodos posteriores (Chang *et al.*, 2004). Ratner y Leal (1999), en un estudio sobre mercados emergentes, evidenciaron como 82 combinaciones sobre un total de 100 reglas de *trading*, eran capaces de predecir correctamente la dirección de los cambios en las series de rentabilidades.

White (2000) alerta sobre los problemas derivados de la elección de reglas de *trading* que se hayan comportado favorablemente en el pasado. Cualquier resultado positivo puede deberse más a la casualidad que al propio método empleado para su consecución. La selección de unos mismos datos tanto para la elección del modelo como para su posterior validación se denomina: *data snooping*, un problema que ya habían señalado Brock *et al.* (1992). White (2000) propone el uso del *reality check* para mitigar dicho problema, si bien Hansen (2005) demuestra que sus resultados pueden estar sesgados por la inclusión de alternativas irrelevantes.

No existe una base teórica capaz de sustentar las bases del análisis técnico (Malkiel, 1996; Paulos, 2003; Reitz, 2005); no obstante, en los últimos años ha surgido una corriente de autores que han desarrollado modelos teóricos que sustentan el uso de algunos patrones en el precio (Blume *et al.*, 1994; Brown y Jennings, 1989; Kavacejz y Odders-White,

2004). También son numerosos los estudios que afirman que los principios del análisis técnico pueden servir para pronosticar no sólo el precio, sino también los rendimientos futuros de acciones, índices u otros activos financieros (Lo y MacKinlay, 1988 y 1999; Tabell y Tabell, 1964; Treynor y Ferguson, 1985; Jegadeesh y Titman, 1993; Blume *et al.*, 1994). De la misma forma, existe también un nutrido grupo de autores que obtienen evidencia positiva a favor del análisis técnico sobre muy distintos períodos y activos financieros (Pruitt y White, 1988; Neftci, 1991; Brock *et al.*, 1992; Neely *et al.*, 1997; Chang y Osler, 1994; Allen y Karjalainen, 1999).

La existencia de resultados contradictorios en cuanto a la efectividad del análisis técnico puede deberse, a nuestro juicio, al uso de reglas de *trading* extremadamente simples. Algunos de estos trabajos, los que concluyen que el análisis técnico no aporta valor añadido en la toma de decisiones bursátiles, basan sus conclusiones en el hecho de que dichas reglas de *trading* no generan rendimientos estadísticamente significativos después de considerar el efecto *data snooping*. Sin embargo, es difícil pensar que un investor tome sus decisiones utilizando únicamente una media móvil, o una combinación de soportes y resistencias; o que se pueda rechazar por completo la validez del análisis técnico porque algunas reglas de *trading* no hayan obtenido resultados positivos y estadísticamente significativos, por muy diversas configuraciones que se hayan ensayado sobre dichas reglas de *trading*. Parece razonable pensar que la toma de decisiones en el *trading* es un proceso de mayor complejidad, en el que interviene un mayor número de factores, don-

de se pueden combinar de forma simultánea diferentes indicadores técnicos y reglas de *trading* y, además, se puede considerar más de un *timeframe* a la hora de tomar una decisión. Esta visión más compleja y dinámica es definida como *romántica* por Leigh, Purvis *et al.* (2000), quienes consideran que el estilo romántico se basa en los datos, y no necesariamente en una formulación teórica concreta.

En esta línea se enmarcan trabajos relacionados con el reconocimiento gráfico de patrones. Por ejemplo, Lo *et al.* (2000) proponen un enfoque automático empleando un modelo de regresión no paramétrico. Aplican este método a un gran número de acciones estadounidenses y concluyen que, para una muestra definida sobre un período de 31 años, diversos indicadores técnicos proporcionan información relevante incremental.

Uno de los patrones que mayor atención ha recibido por parte de los académicos ha sido el patrón bandera. Los trabajos académicos de Leigh *et al.* citados en la bibliografía, los de Wang y Chan de 2007 y 2009, han reportado resultados positivos de las reglas de *trading* basadas en el patrón bandera empleando diferentes índices bursátiles y para un periodo de tiempo relativamente amplio. La rentabilidad ha sido superior a la del índice seleccionado como *benchmark*, incluso después de incluir los costes de transacción.

Para poder constatar la significatividad estadística de estos resultados, y mitigar los efectos de *data snooping*, debe atenderse lo señalado por Brock *et al.* (1992): (1) proporcionar resultados de todas las reglas de *tra-*

*ding*, para las diferentes configuraciones de sus parámetros, (2) utilizar una serie de datos muy extensa, y (3) enfatizar la robustez de los resultados a lo largo de varios períodos de tiempo no solapados entre sí.

Este trabajo tiene por objetivo continuar con la línea de investigación basada en el reconocimiento gráfico de patrones, proponiendo una nueva versión del patrón bandera, con paralelismos con la regla lógica IF-THEN. La validación de la regla de *trading* también presenta importantes novedades respecto de trabajos anteriores: (1) se incluyen dos nuevos parámetros, el *stop loss* y el *take profit*, que permiten modelizar de forma dinámica el cierre de las operaciones; (2) se emplean datos intradía, lo que permite ampliar considerablemente el número de observaciones en la muestra; (3) se emplean no sólo precios de cierre, sino también precios de apertura, con lo que se amplía la información disponible para tomar la decisión de iniciar o no una operación. Además de evaluar la *performance* de la regla de *trading* a través de su rentabilidad, también se contempla el riesgo a través del *drawdown* máximo de la curva de rendimientos, debido a que el uso de la *t* de student viene limitado por la no normalidad de los rendimientos.

Los resultados confirman la rentabilidad positiva ajustada al riesgo del patrón bandera sobre datos intradía del Dow Jones, para un horizonte temporal de algo más de 13 años.

El resto del trabajo se estructura así: en la siguiente sección se presenta la matriz de pesos que permite identificar el patrón bandera y que lo vincula con la regla IF-THEN;

en la tercera sección se desarrolla la regla de *trading*, definiendo los valores de *stop loss* y *take profit* en función del rango de precios; en la cuarta sección se presentan los resultados obtenidos al aplicar la regla de *trading* sobre datos intradía del Dow Jones; finalmente, se reserva un último apartado para las conclusiones.

### 1. Reconocimiento gráfico del patrón bandera

El análisis chartista se basa en el reconocimiento de ciertos patrones gráficos en el precio y, eventualmente, en el volumen de las operaciones. Este trabajo se centra en el análisis gráfico del precio, identificando uno de los patrones más reconocidos y analizados en la literatura académica: la bandera. Downes y Goodman (1998) la definen como un patrón técnico que se asemeja a una bandera, cuya forma queda definida por un paralelogramo

con un mástil, mostrando una consolidación dentro de una tendencia.

Hasta donde llega nuestro conocimiento, Leigh, Modani *et al.* (2002), Leigh, Paz *et al.* (2002) y Leigh, Purvis *et al.* (2002) son los primeros trabajos en abordar el reconocimiento gráfico de este tipo de patrón en sus trabajos y en plantear una regla de *trading* o estrategia de inversión vinculada al mismo. Para la identificación del patrón emplean una matriz de pesos de dimensión 10x10, como la que aparece en la gráfica 1, que permite reconocer la versión alcista de la bandera (Leigh, Purvis *et al.*, 2002).

Las primeras siete columnas de la matriz de pesos se corresponden con el proceso de consolidación (*consolidation*) que señalan Downes y Goodman, mientras que las últimas tres columnas indican el incremento abrupto del precio (*breakout*). La variante bajista se ob-

**Gráfica 1. Plantilla de bandera alcista según Leigh, Purvis *et al.* (2002)**

,5	0	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	0
<b>1</b>	,5	0	-.5	-1	-1	-1	-1	-.5	0
<b>1</b>	<b>1</b>	,5	0	-.5	-.5	-.5	-.5	0	,5
,5	<b>1</b>	<b>1</b>	,5	0	-.5	-.5	-.5	0	<b>1</b>
0	,5	<b>1</b>	<b>1</b>	,5	0	0	0	,5	<b>1</b>
0	0	,5	<b>1</b>	<b>1</b>	,5	0	0	<b>1</b>	<b>1</b>
-.5	0	0	,5	<b>1</b>	<b>1</b>	,5	,5	<b>1</b>	<b>1</b>
-.5	-1	0	0	,5	<b>1</b>	<b>1</b>	<b>1</b>	<b>1</b>	0
-1	-1	-1	-.5	0	,5	<b>1</b>	<b>1</b>	0	-2
-1	-1	-1	-1	-1	0	,5	,5	-2	-2,5

Consolidation
 
 Breakout

Fuente: Leigh, Purvis *et al.* (2002).

tendría como espejo de la matriz sobre el eje horizontal.

Para evaluar si la serie de precios contiene o no una bandera se ha considerado el procedimiento establecido por Wang y Chan (2007). Su propuesta consiste en calcular lo que denominan *fit value*, una medida del ajuste entre la plantilla que representa el patrón y los valores del precio en una ventana de  $p$  días de negociación. Cuando mayor sea el valor del *fit value*, con mayor seguridad podremos inferir que nos encontramos frente a un patrón bandera.

El valor del *fit value* del día de negociación  $k$ ,  $Fit_k$  toma una ventana de precios compuesta por  $p$  días de negociación (en nuestro caso  $p = 10$ ) terminando en el día  $k - 1$ . En primer lugar, se construye una plantilla de dimensión  $10 \times 10$  para los valores del índice, donde cada columna se identifica con cada uno de los  $p$  días de la ventana de precios, y las filas delimitan el máximo y mínimo alcanzado por el índice durante esos  $p$  días. Esta plantilla permite calcular los valores  $I_{it}$  donde el subíndice  $t$  se corresponde con cada uno de los  $p$  días de la ventana de precios, y el subíndice  $i$  se corresponde con el rango de precios del índice. Los precios del índice se ordenan de mayor a menor para esos  $p$  días, dividiéndolos en diez porciones o filas de igual tamaño. Por ejemplo, si durante ese periodo el índice hubiera marcado un máximo de 1.000 y un mínimo de 900, entonces tendríamos diez filas con un tamaño de diez puntos por filab. Si para el día  $t$  el precio del índice se sitúa sobre la fila  $i$ , entonces  $I_{it} = 1$ ; y en otro caso  $I_{it} = 0$ .

Con este proceso se consigue construir una plantilla de 100 celdas ( $10 \times 10$ ), de las que diez tendrán un valor 1 y 90 tendrán un valor 0. Además, cada columna de la plantilla sólo puede contener una celda con valor 1, de forma que esas celdas nos señalan la zona en que cerró el precio para cada uno de esos diez días de negociación.

Para terminar con el proceso de cálculo del *fit value*, sólo queda multiplicar la plantilla anterior por la plantilla de la gráfica 1:

$$Fit_k = \sum_{j=k-10}^{k-1} \sum_{i=1}^{10} (I_{it} \times J_{it}) \quad (1)$$

Donde  $J_{it}$  se corresponde con el valor de la celda de fila  $i$  y columna  $t$  de la plantilla de la gráfica 1.

La gráfica 2 contiene un ejemplo de cómo calcular el valor del *fit value* para una ventana de precios determinada. La matriz del margen superior izquierdo se corresponden con el grid de la gráfica 1 ( $I_{it}$ ). En el margen superior derecho se ha representado la evolución del precio durante una ventana de diez días, de forma que las celdas en las que el precio ha cerrado tienen valor 1, y el resto han quedado con valor 0. El resultado es la matriz  $J_{it}$ . Finalmente, la matriz inferior se obtiene multiplicando celda a celda cada una de las dos matrices anteriores, lo que permite estimar un *fit value* de  $0,5+0,5+1+1+0+1+0,5+0,5+1+1=7$ .

Puesto que cada observación de la ventana sólo puede coincidir con una celda de la matriz –la literatura consultada trabaja con pre-



de banderas identificadas, limitando con ello la significación estadística de los resultados; mientras que un umbral más permisivo podría tomar como patrón bandera algunas ventanas de precios que difícilmente deberían asimilarse como tal.

La elección de dicho umbral está muy relacionada con los pesos de la matriz. Y la elección de estos pesos resulta crítica en la identificación del patrón. La determinación de los pesos puede resultar una caja negra para los usuarios (Wang y Chan, 2007). Tal y como afirman Zapranis and Tsinaslanidis (2012), en las técnicas de identificación de patrones el usuario tiene que especificar el conjunto de pesos de la matriz antes de llevar a cabo la propia identificación del patrón. En algunos casos estos pesos se seleccionan

de forma arbitraria, introduciendo con ello cierto grado de subjetividad. Una inadecuada elección de los pesos puede dar tratamiento de bandera a una ventana de precios que nada tiene que ver con el patrón, según señalan estos mismos autores.

En la gráfica 3 se presentan dos ventanas de precios que, considerando la matriz de pesos de la gráfica 1, obtienen el mismo *fit value* de 6,5. Mientras que en el primer caso (gráfica 3.a) sí puede darse por sentado que la ventana de precios se corresponde con una bandera, en el segundo caso (gráfica 3.b) el precio presenta una caída continuada sin confirmarse un *breakout* posterior, con una forma difícilmente asimilable a la del patrón bandera. Una solución podría ser aumentar el umbral del *fit value*, pero en ese caso se descartarían

**Gráfica 3. Ejemplos de plantilla de patrón bandera alcista**

.5	0	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	0	.5	0	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	0
<b>1</b>	.5	0	-.5	-1	-1	-1	-1	-.5	0	<b>1</b>	.5	0	-.5	-1	-1	-1	-1	-.5	0
<b>1</b>	<b>1</b>	.5	0	-.5	-.5	-.5	-.5	0	.5	<b>1</b>	<b>1</b>	.5	0	-.5	-.5	-.5	-.5	0	.5
.5	<b>1</b>	<b>1</b>	.5	0	-.5	-.5	-.5	0	<b>1</b>	.5	<b>1</b>	<b>1</b>	.5	0	-.5	-.5	-.5	0	<b>1</b>
0	.5	<b>1</b>	<b>1</b>	.5	0	0	0	.5	<b>1</b>	0	.5	<b>1</b>	<b>1</b>	.5	0	0	0	.5	<b>1</b>
0	0	.5	<b>1</b>	<b>1</b>	.5	0	0	<b>1</b>	<b>1</b>	0	0	.5	<b>1</b>	<b>1</b>	.5	0	0	<b>1</b>	<b>1</b>
-.5	0	0	.5	<b>1</b>	<b>1</b>	.5	.5	<b>1</b>	<b>1</b>	-.5	0	0	.5	<b>1</b>	<b>1</b>	.5	.5	<b>1</b>	<b>1</b>
-.5	-1	0	0	.5	<b>1</b>	<b>1</b>	<b>1</b>	<b>1</b>	0	-.5	-1	0	0	.5	<b>1</b>	<b>1</b>	<b>1</b>	<b>1</b>	0
-1	-1	-1	-.5	0	.5	<b>1</b>	<b>1</b>	0	-2	-1	-1	-1	-.5	0	.5	<b>1</b>	<b>1</b>	0	-2
-1	-1	-1	-1	-1	0	.5	.5	-2	-2,5	-1	-1	-1	-1	-1	0	.5	.5	-2	-2,5
<b>a</b>										<b>b</b>									

Las celdas con fondo gris indican que el precio—de cierre—se ha situado sobre ellas. En (a) aparece una ventana de precios que podría asimilarse a una patrón bandera alcista. Si sumamos los valores de las celdas con fondo oscuro, el *fit value* es 6,5. En (b) aparece una ventana de precios con el mismo *fit value* de 6,5, pero que no debiera considerarse un patrón bandera.

Fuente: elaboración propia.

ventanas de precios que sí se asimilan al patrón bandera, como la de la gráfica 3.a.. Por tanto, encontrar un equilibrio en este tipo de situaciones puede resultar una tarea complicada, con una solución que a nuestro juicio debe necesariamente pasar por una definición distinta de la matriz de pesos, y con un enfoque también diferente al empleado hasta ahora en la literatura.

Nuestro trabajo intenta mitigar este inconveniente a través de una elección alternativa de pesos. La gráfica 4 contiene la propuesta de matriz de pesos que permite identificar un patrón bandera, en su versión alcista.

La primera diferencia respecto de la matriz de la gráfica 1 radica en la forma del patrón bandera alcista. Mientras que Leigh, Modani *et al.* (2002), Leigh, Paz *et al.* (2002), Leigh, Purvis *et al.* (2002) y Wang y Chan (2007, 2009) utilizan la variante de *consolidation*

más *breakout*, nosotros exploramos la variante *breakout* más *consolidation*. La segunda diferencia está en el rango de pesos considerado y en cómo se distribuyen a lo largo de la matriz: la configuración de estos pesos resulta clave en nuestra propuesta.

La matriz de la gráfica 4 sólo contiene una celda con signo positivo, que marca la zona desde la que obligatoriamente debe partir el precio: esquina inferior izquierda. Obsérvese que para que el *fit value* tome valor estrictamente positivo, el precio debe necesariamente pasar por esa celda. Esta obligación, marcada por la singularidad de una única celda, no aparece en las plantillas diseñadas en trabajos previos.

Las celdas con valores negativos indican zonas que el precio no debería visitar si la ventana de precios fuera asimilable a la de un patrón bandera alcista; mientras que las

**Gráfica 4. Matriz propuesta de pesos para la identificación de un patrón bandera alcista**

0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	-1	-1	-1	-1	-1	-1
0	0	0	-1	-2	-2	-2	-2	-2	-2
0	0	-1	-3	-3	-3	-3	-3	-3	-3
0	-1	-3	-5	-5	-5	-5	-5	-5	-5
0	-1	-5	-5	-5	-5	-5	-5	-5	-5
0	-1	-5	-5	-5	-5	-5	-5	-5	-5
5	-1	-5	-5	-5	-5	-5	-5	-5	-5

Nota: la configuración de pesos está relacionada con la regla IF-THEN.

Fuente: elaboración propia.

celdas con valor 0 señalan zonas en las que el precio podría moverse sin afectar al *fit value*.

Esta configuración de pesos no identifica el patrón de forma difusa como sí permiten otro tipo de matrices; difusa por cuanto sí consideran como banderas algunas ventanas de precios muy distintas entre sí, como las de la gráfica 3. Más bien, nuestra propuesta se relaciona con reglas de tipo lógico como la regla IF-THEN. Por ejemplo, si se decide considerar como bandera únicamente aquellas ventanas de precios que obtienen un *fit value* mayor o igual a 4, entonces deben concurrir las siguientes condiciones:

- El precio debe obligatoriamente visitar la celda etiquetada con peso 5.
- El precio puede visitar como máximo una celda etiquetada con peso -1, pero no más.

Estas dos condiciones limitan de forma estricta las celdas que puede visitar el precio, de forma que en al menos 8 de las 10 columnas el precio visitará celdas etiquetadas con un 0. Si ambas condiciones se cumplen (IF) entonces la ventana de precios se considera un patrón bandera alcista (THEN).

Otra importante diferencia respecto de otros trabajos es que el *matching* entre el histórico de precios y la matriz de pesos no se hace tomando los precios de cierre, sino el cuerpo de las velas. Esto implica que una vela puede disponerse sobre más de una celda por columna y, por lo tanto, el *fit value* no se calculará sumando únicamente el valor de diez celdas, sino que se podrá incluir un número mayor.

Se ha optado por la variante del cuerpo de las velas en lugar del precio de cierre, con el objetivo de incluir más información sobre el comportamiento del precio. El uso de las velas japonesas en los gráficos se ha generalizado, de forma que en la actualidad la mayor parte de las plataformas de *trading* trabajan por defecto con este tipo de representación, y no sólo visualizando el precio de cierre. No se ha empleado el rango completo de la vela, diferencia entre el máximo (*High*) y el mínimo (*Low*), porque estos extremos representan niveles que el precio ha visitado tras la apertura, para posteriormente rechazarlos antes del cierre. Sin embargo, los resultados obtenidos al contemplar esta opción no difieren de los presentados sobre el cuerpo de las velas.

## 2. Caracterización de la regla de *trading*

En el apartado anterior se ha definido la forma en que se identifican los patrones bandera. El siguiente paso consiste en definir la regla o sistema de *trading* que utilice este patrón para definir una estrategia de inversión. Según Park e Irwin (2007), un sistema de *trading* basado en el análisis técnico consiste en un conjunto de reglas que generan señales de *trading* –compra o venta– según los valores tomados por una serie de parámetros. Para implementar un sistema de *trading* es necesario determinar el momento de iniciar la operación de compra (o venta) de un activo, y las condiciones para cerrar la operación.

Una vez obtenido un *matching* adecuado entre la ventana de precios y la matriz de pe-

sos, se inicia la operación de compra o venta según la bandera sea alcista o bajista. Por lo tanto, si el *matching* se produce para la ventana de precios entre  $t$  y  $t + 9$ , la operación se inicia con el precio de apertura en  $t + 10$ .

Para evaluar la rentabilidad de la operación, debe definirse el momento de salida de la misma. La mayor parte de la literatura considera un periodo fijo de  $d$  velas, durante las cuales la operación permanece abierta. El valor de  $d$  varía según los autores:  $d = 6$  en Lee y Jo (1999),  $d = 20$  en Leigh, Purvis *et al.* (2002) y  $d = 100$  en Leigh, Modani *et al.* (2002). Para aumentar la robustez de los resultados, algunos autores proponen el empleo de un conjunto de valores para  $d$ , en lugar de un único valor;  $d \in \{20, 40, 80, \dots\}$  en Leigh, Paz *et al.* (2004),  $d \in \{20, 40, 80, 100\}$  en Leigh *et al.* (2004) y en Wang y Chan (2007), y  $d \in \{20, 40, 80, 100, 120, 160, 200, 240\}$  en Wang y Chan (2009).

Una alternativa interesante es la de no fijar estáticamente este periodo, considerando un único valor o conjunto de valores, sino adoptar un proceso dinámico en el que las operaciones se cierran en función de la evolución del precio, y no del tiempo. Teixeira y Oliveira (2010) proponen el uso de una variante habitualmente empleada por los inversores: colocar en el inicio de cada operación un *stop loss* (*SL*) y un *take profit* (*TP*), lo que limita tanto la pérdida como el beneficio de la operación.

Iniciada una posición, el *stop loss* marca el nivel de precios donde se alcanzaría la máxima pérdida asumible, de tal forma que si el precio llega a este nivel la operación se cie-

rra asumiendo la pérdida. Análogamente, el *take profit* señala el nivel de precios donde tomar el beneficio esperado de la operación, de forma que cuando el precio alcanza dicho nivel se cierra la operación recogiendo el beneficio resultante.

Como regla habitual entre los inversores, el beneficio marcado para el *take profit* suele ser, en valor absoluto, mayor que la pérdida marcada por el *stop loss*. Esta asimetría hace que el beneficio medio por operación resulte superior a la pérdida media experimentada, con lo que el beneficio total dependerá del ratio de éxito en las operaciones.

En nuestro caso, hemos definido el *stop loss* y el *take profit* de forma relativa al rango de precios  $R$  del patrón ( $R$  se obtiene como diferencia entre el precio máximo y el precio mínimo para la ventana de precios considerada). Esto es, si la bandera se ha desarrollado sobre un rango de precios estrecho, entonces el *stop loss* y el *take profit* también serán pequeños. En el caso de que la bandera se haya desarrollado sobre un rango de precios amplio, el *stop loss* y el *take profit* serán relativamente grandes.

La gráfica 5 contiene, a modo de ejemplo, las velas de 15 minutos del futuro sobre el índice Dow Jones desde las 17:00 horas del 16 de junio de 2003 hasta las 22:00h de ese mismo día. En la imagen se ejemplifica a) la identificación de una bandera alcista y b) la fijación del *stop loss* y *take profit* en base al rango de precios  $R$ . En este caso el *matching* entre las diez primeras velas y la matriz de pesos obtiene un *fit value* de 5, el máximo posible. Se ha configurado un *stop loss* de 0,5 y un *take*



### 3. Resultados

Para la aplicación de la regla de *trading* desarrollada en el apartado anterior se ha escogido el futuro de uno de los índices bursátiles más reconocidos a nivel internacional: el Dow Jones. Con el objetivo de tener una serie histórica suficientemente amplia que permita inferir resultados significativos y mitigar en parte los problemas derivados del efecto *data snooping*, se ha seleccionado un *timeframe* de 15 minutos durante el periodo que va del 22 de mayo de 2000 hasta el 29 de noviembre de 2013. Durante dicho periodo se han desarrollado fases alcistas, bajistas y laterales en el precio. El número de velas asciende a 91.307.

La mayoría de los autores emplean datos diarios, lo que 1) limita el número de observaciones y 2) obliga a tomar un histórico de precios muy retrasado en el tiempo si se quiere alcanzar un número de observaciones significativo desde el punto de vista estadístico. La utilización de datos históricos muy anteriores al momento actual puede suponer un problema a la hora de validar una regla de *trading*. Supongamos que se encuentra una serie de reglas de *trading* que superan a un índice tomado como referencia durante un periodo de tiempo, pero dichas reglas están basadas en una tecnología (por ejemplo, redes neuronales) que solo están disponibles al final del periodo analizado. Puesto que la técnica utilizada no estaba disponible para los inversores desde el inicio del periodo, los resultados no pueden utilizarse para rechazar la hipótesis de mercado eficiente (Sullivan *et al.*, 1999). En esta misma línea, Timmermann

y Granger (2004) cuestionan el uso de estrategias diseñadas sobre datos históricos en el corto plazo, pues una vez la información más reciente es incorporada en el precio la estrategia deja de ser exitosa.

Por otra parte, el empleo de datos intradía no afecta a la identificación de patrones de precio, debido a la fractalidad que subyace al mercado bursátil. Tal y como sugiere Elder (2002), uno de los inversores con mayor reputación, si de las gráficas se elimina cualquier referencia temporal, no se es capaz de discernir si se trata de gráficas semanales, diarias o intradiarias. También Bollinger (2002), el creador de las bandas de Bollinger, defiende la teoría de la fractalidad en los mercados financieros. Los patrones fractales son muy comunes, según este autor. Por ejemplo, si se examina un gráfico con un patrón en W en el largo plazo, podemos observar también para el corto plazo como ese mismo patrón aparece repetidamente, de forma que dentro de la W de largo plazo se encontrarían réplicas de esa W a menor escala.

Además de trabajar con datos intradía, otra novedad es el uso de *stop loss* y *take profit*. Dado un rango de precios  $R$ , los múltiplos considerados para fijar el *stop loss* y el *take profit* han sido:

$$SL \in \{0,2; 0,4; 0,6; 0,8\}$$

$$TP \in \{1,0; 1,2; 1,4; 1,6; 1,8; 2,0\}$$

La combinación de estos valores permite trabajar con 24 configuraciones distintas de *stop loss* y *take profit*.

El otro parámetro configurable es el umbral del *fit value*, para el que hemos tomado los valores:

$$\text{umbral del fit value} \in \{2, 3, 4, 5\}$$

Por lo tanto, el número total de configuraciones se eleva a 96. Para cada una de ellas se ha calculado el número total de operaciones, el número de operaciones exitosas, el número de operaciones fallidas, el ratio de éxito de las operaciones, la rentabilidad acumulada durante el periodo analizado, la rentabilidad media por operación y el *drawdown* máximo como medida de riesgo. El cuadro 1 resume estos resultados<sup>1</sup>.

Como es de esperar, el número de operaciones es inversamente proporcional al valor del umbral del *fit value*. En el caso más selectivo de *umbral* = 5 sólo se identifican 483 patrones bandera, lo que supone un 0,53% del total de ventanas de precio incluidas en la muestra. Para el caso de *umbral* = 2 el número de patrones identificados es de 1.402; esto es, un 1,54% de la muestra. Aunque puedan parecer porcentajes poco significativos, debemos señalar que la bandera es un patrón más entre la multitud de figuras técnicas que pueden presentarse en los gráficos (hombro-cabeza-hombro, doble suelo, doble techo, triple suelo, triple techo, canal alcista, canal bajista, entre otros). Si se considerara el universo completo de figuras técnicas el porcentaje aumentaría significativamente.

<sup>1</sup> La regla de *trading* ha sido programada empleando el software estadístico R y algunos de los paquetes específicamente desarrollados para el manejo de datos bursátiles.

No obstante, es razonable pensar que el mercado no ofrece oportunidades de inversión de forma continua, sino que estas se presentan puntualmente y a menudo ligadas a la aparición de noticias.

Analizando la *performance* de la regla de *trading* vemos como la rentabilidad acumulada *RA*, suma de las rentabilidades individuales de las operaciones, es positiva en los 96 casos; el mismo comportamiento se observa con la rentabilidad media por operación *RM*. La rentabilidad acumulada máxima de 180,2% se da para la configuración *umbral* = 2, *SL* = 0,2 y *TP* = 2. En el peor caso se obtiene una rentabilidad acumulada del 28,8%, con *umbral* = 3, *SL* = 0,8 y *TP* = 1. Para esta configuración también se obtiene la peor rentabilidad media por operación (0,03%), mientras que la mejor rentabilidad por operación (0,18%) se da con *umbral* = 5, *SL* = 0,6 y *TP* = 1,8.

A efectos de comparación con el *benchmark*, el índice Dow Jones obtuvo para el periodo considerado una rentabilidad media en velas de 15 minutos del 0,00042%. Por lo tanto, todas las configuraciones han obtenido una rentabilidad media superior a la del índice.

A la luz de estos resultados podemos concluir que la regla de *trading* obtiene rendimientos positivos y superiores a los del *benchmark*. A efectos de evaluar el comportamiento de la rentabilidad neta, el inversor bursátil debería detraer de las anteriores cantidades los costes de transacción, que en el caso de los mercados de futuros se encuentran muy por debajo de las rentabilidades medias reportadas en el cuadro 1.

**Cuadro 1. Resultados de la regla de *trading* sobre el índice Dow Jones para el periodo analizado**Panel A. Resultados para un umbral del *fit value* de 5, con 483 operaciones

SL	TP	#OpsPos	#OpsNeg	HR	RA	RM	DM	RA>DM
0,8	2,0	137	346	0,284	0,810	0,0017	0,301	V
	1,8	150	333	0,311	0,806	0,0017	0,243	V
	1,6	161	322	0,333	0,636	0,0013	0,237	V
	1,4	177	306	0,366	0,718	0,0015	0,241	V
	1,2	194	289	0,402	0,644	0,0013	0,171	V
	1,0	208	275	0,431	0,401	0,0008	0,232	V
0,6	2,0	116	367	0,240	0,776	0,0016	0,233	V
	1,8	129	354	0,267	0,883	0,0018	0,191	V
	1,6	138	345	0,286	0,701	0,0015	0,174	V
	1,4	153	330	0,317	0,777	0,0016	0,134	V
	1,2	168	315	0,348	0,693	0,0014	0,126	V
	1,0	183	300	0,379	0,523	0,0011	0,126	V
0,4	2,0	87	396	0,180	0,481	0,0010	0,203	V
	1,8	98	385	0,203	0,603	0,0012	0,149	V
	1,6	103	380	0,213	0,431	0,0009	0,147	V
	1,4	114	369	0,236	0,544	0,0011	0,112	V
	1,2	126	357	0,261	0,436	0,0009	0,116	V
	1,0	138	345	0,286	0,341	0,0007	0,086	V
0,2	2,0	58	425	0,120	0,614	0,0013	0,118	V
	1,8	65	418	0,135	0,686	0,0014	0,076	V
	1,6	71	412	0,147	0,605	0,0013	0,086	V
	1,4	80	403	0,166	0,722	0,0015	0,070	V
	1,2	84	399	0,174	0,558	0,0012	0,074	V
	1,0	93	390	0,193	0,496	0,0010	0,069	V

Panel B. Resultados para un umbral del *fit value* de 4, con 739 operaciones

SL	TP	#OpsPos	#OpsNeg	HR	RA	RM	DM	RA>DM
0,8	2,0	211	528	0,286	0,812	0,0011	0,376	V
	1,8	231	508	0,313	0,847	0,0011	0,296	V
	1,6	250	489	0,338	0,821	0,0011	0,281	V
	1,4	269	470	0,364	0,790	0,0011	0,267	V
	1,2	295	444	0,399	0,722	0,0010	0,275	V
	1,0	314	425	0,425	0,379	0,0005	0,306	V
0,6	2,0	183	556	0,248	0,981	0,0013	0,244	V
	1,8	201	538	0,272	1,055	0,0014	0,191	V
	1,6	215	524	0,291	0,966	0,0013	0,186	V
	1,4	233	506	0,315	0,944	0,0013	0,171	V
	1,2	257	482	0,348	0,868	0,0012	0,166	V
	1,0	274	465	0,371	0,553	0,0007	0,172	V
0,4	2,0	143	596	0,194	0,882	0,0012	0,201	V
	1,8	158	581	0,214	0,963	0,0013	0,152	V
	1,6	167	572	0,226	0,839	0,0011	0,145	V
	1,4	182	557	0,246	0,873	0,0012	0,121	V
	1,2	200	539	0,271	0,728	0,0010	0,137	V
	1,0	215	524	0,291	0,525	0,0007	0,124	V
0,2	2,0	98	641	0,133	1,077	0,0015	0,104	V
	1,8	107	632	0,145	1,093	0,0015	0,094	V
	1,6	118	621	0,160	1,084	0,0015	0,096	V
	1,4	129	610	0,175	1,126	0,0015	0,071	V
	1,2	138	601	0,187	0,931	0,0013	0,085	V
	1,0	151	588	0,204	0,808	0,0011	0,084	V

Panel C. Resultados para un umbral del *fit value* de 3, con 1.077 operaciones

SL	TP	#OpsPos	#OpsNeg	HR	RA	RM	DM	RA>DM
0,8	2,0	301	776	0,279	0,698	0,0006	0,417	V
	1,8	322	755	0,299	0,590	0,0005	0,375	V
	1,6	350	727	0,325	0,750	0,0007	0,356	V
	1,4	379	698	0,352	0,795	0,0007	0,345	V
	1,2	415	662	0,385	0,719	0,0007	0,340	V
	1,0	445	632	0,413	0,288	0,0003	0,384	F
0,6	2,0	263	814	0,244	1,113	0,0010	0,274	V
	1,8	281	796	0,261	1,029	0,0010	0,230	V
	1,6	301	776	0,279	1,054	0,0010	0,233	V
	1,4	329	748	0,305	1,108	0,0010	0,229	V
	1,2	362	715	0,336	1,027	0,0010	0,222	V
	1,0	391	686	0,363	0,642	0,0006	0,192	V
0,4	2,0	210	867	0,195	1,161	0,0011	0,185	V
	1,8	227	850	0,211	1,134	0,0011	0,162	V
	1,6	241	836	0,224	1,051	0,0010	0,162	V
	1,4	266	811	0,247	1,118	0,0010	0,166	V
	1,2	289	788	0,268	0,937	0,0009	0,161	V
	1,0	314	763	0,292	0,666	0,0006	0,149	V
0,2	2,0	143	934	0,133	1,430	0,0013	0,093	V
	1,8	154	923	0,143	1,373	0,0013	0,093	V
	1,6	169	908	0,157	1,409	0,0013	0,077	V
	1,4	188	889	0,175	1,480	0,0014	0,067	V
	1,2	202	875	0,188	1,256	0,0012	0,075	V
	1,0	222	855	0,206	1,071	0,0010	0,089	V

Panel D. Resultados para un umbral del *fit value* de 2, con 1.402 operaciones

SL	TP	#OpsPos	#OpsNeg	HR	RA	RM	DM	RA>DM
0,8	2,0	400	1.002	0,285	0,952	0,0007	0,479	V
	1,8	428	974	0,305	0,842	0,0006	0,476	V
	1,6	464	938	0,331	0,944	0,0007	0,449	V
	1,4	501	901	0,357	1,056	0,0008	0,493	V
	1,2	548	854	0,391	1,079	0,0008	0,405	V
	1,0	594	808	0,424	0,613	0,0004	0,416	V
0,6	2,0	348	1.054	0,248	1,357	0,0010	0,316	V
	1,8	369	1.033	0,263	1,165	0,0008	0,323	V
	1,6	397	1.005	0,283	1,162	0,0008	0,311	V
	1,4	432	970	0,308	1,281	0,0009	0,306	V
	1,2	476	926	0,340	1,342	0,0010	0,260	V
	1,0	519	883	0,370	0,934	0,0007	0,213	V
0,4	2,0	279	1.123	0,199	1,498	0,0011	0,215	V
	1,8	299	1.103	0,213	1,388	0,0010	0,219	V
	1,6	322	1.080	0,230	1,303	0,0009	0,206	V
	1,4	354	1.048	0,252	1,440	0,0010	0,192	V
	1,2	390	1.012	0,278	1,424	0,0010	0,153	V
	1,0	428	974	0,305	1,078	0,0008	0,135	V
0,2	2,0	186	1.216	0,133	1,802	0,0013	0,115	V
	1,8	200	1.202	0,143	1,703	0,0012	0,126	V
	1,6	221	1.181	0,158	1,723	0,0012	0,112	V
	1,4	245	1.157	0,175	1,752	0,0012	0,087	V
	1,2	265	1.137	0,189	1,523	0,0011	0,078	V
	1,0	292	1.110	0,208	1,267	0,0009	0,081	V

Nota: SL = *Stop loss* (definido como producto sobre R); TP = *Take profit* (definido como producto sobre R); #OpsPos = Número de operaciones con resultado positivo; #OpsNeg = Número de operaciones con resultado negativo; HR = Hit ratio, o ratio de éxito (#OpsPos / #Ops); RA = Rentabilidad acumulada; RM = Rentabilidad media por operación; DM = *Drawdown máximo*; RA>DM = ¿Es la rentabilidad acumulada mayor que el *drawdown* máximo?

El ratio de operaciones exitosas ( $HR$ ) es siempre inferior al 50%, algo consistente con la restricción impuesta de que el *take profit* sea mayor que el *stop loss*. Sin embargo, como se ha comentado, la rentabilidad acumulada y la rentabilidad media por operación son positivas en todos los casos.

En la gráfica 6 aparecen representadas las curvas de rentabilidad acumulada para todas las configuraciones de la regla de *trading*.

Junto con la rentabilidad también se ha estimado el riesgo para cada una de las configuraciones. La no normalidad de los rendimientos hace inviable la utilización de la desviación típica como medida efectiva del riesgo. Esto, a su vez, impide la aplicación del estadístico  $t$  (Leigh *et al.*, 2004) y la estimación de intervalos para la rentabilidad media por operación. En el presente trabajo la no normalidad de los rendimientos es aún más acusada que en otras investigaciones, por la inclusión de los parámetros *stop loss* y *take profit*. La restricción de que el primero debe ser menor que el segundo hace que los rendimientos tengan una distribución claramente asimétrica, como ya se puede intuir de los valores del *hit ratio* en el cuadro 1.

La no normalidad de los rendimientos ha obligado a buscar una alternativa con la que poder medir el riesgo de la regla de *trading*: el *drawdown* máximo ( $DM$ ).

El *drawdown* en el instante de tiempo  $t$ ,  $D_t$ , se define como la caída en la curva de rendimiento desde el máximo anterior en  $s$ ,  $s < t$ . Por ejemplo, si en el instante de tiempo  $s$  la curva de rendimiento alcanza un nuevo

máximo del 60%, y tras varias operaciones la rentabilidad acumulada en  $t$  cae hasta el 45%, entonces el *drawdown* en ese instante  $t$  sería del 15%.

$$D_t = \max_{s < t} RA_s - RA_t \quad (2)$$

$$DM = \max_t D_t \quad (3)$$

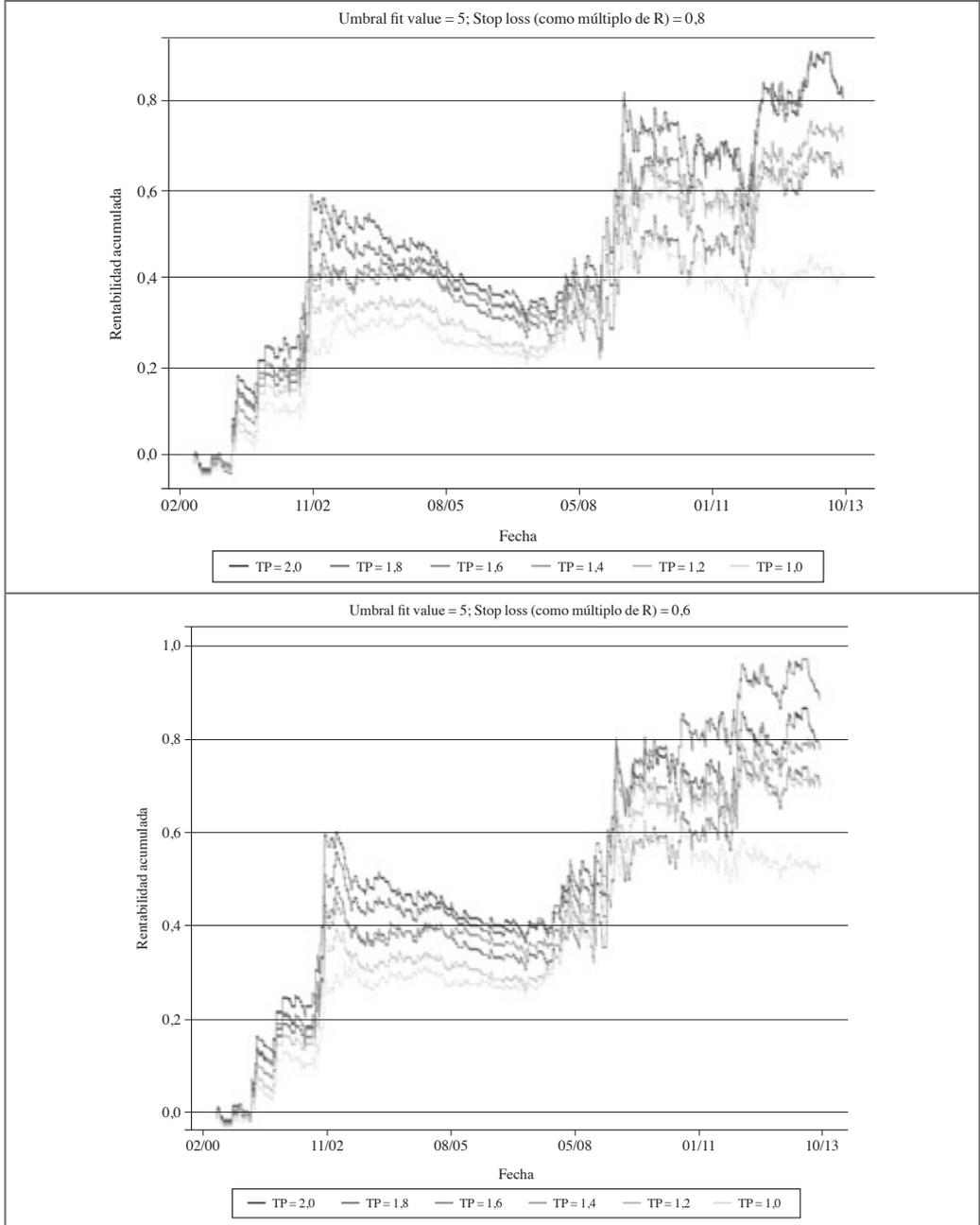
El *drawdown* máximo se corresponde con la máxima pérdida experimentada durante todo el periodo, guardando de esta forma cierta similitud con el *value at risk* (VAR). Por ejemplo, para la configuración con mayor rentabilidad acumulada, 180,2%, se ha estimado un *drawdown* máximo del 11,5%. Este valor indica que si se hubiera iniciado la operativa en el peor momento posible, la máxima pérdida que el inversor habría soportado hubiera sido del 11,5%.

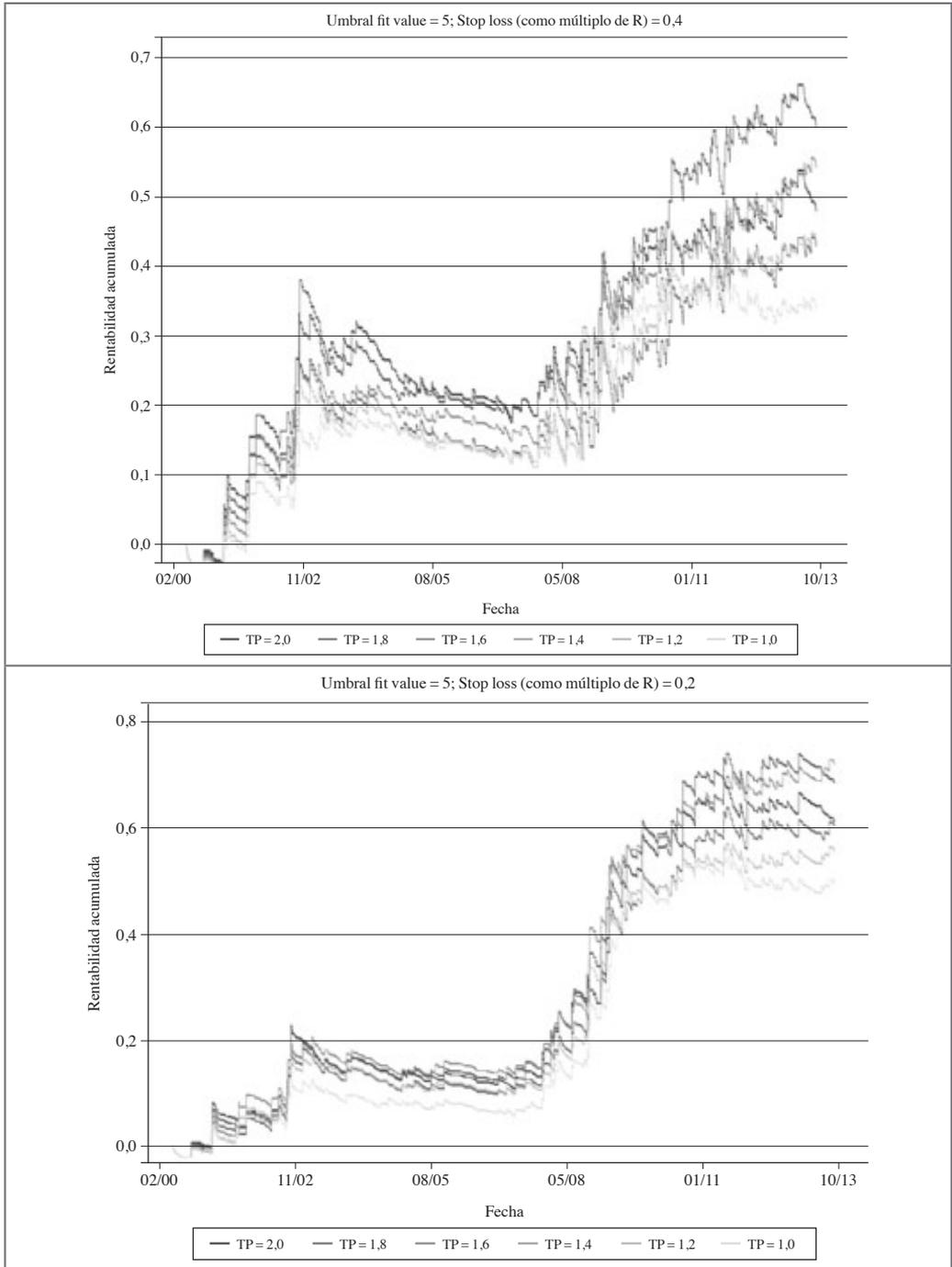
En la última columna del cuadro 1 puede comprobarse cómo la rentabilidad acumulada es mayor que el *drawdown* máximo en 95 de las 96 configuraciones. Por tanto, la aplicación de esta regla de *trading* habría asegurado un beneficio mayor que el riesgo soportado en el 98,96% de las configuraciones ensayadas.

A efectos de comparación con el índice Dow Jones, en dicho periodo su *drawdown* máximo fue del 78,4% mientras que la rentabilidad acumulada fue del 37,5% (gráfica 7). Por tanto, la rentabilidad ajustada al riesgo de la regla de *trading* es mucho más atractiva que la proporcionada por el *benchmark*, donde la máxima pérdida experimentada supera holgadamente la rentabilidad obtenida durante todo el periodo.

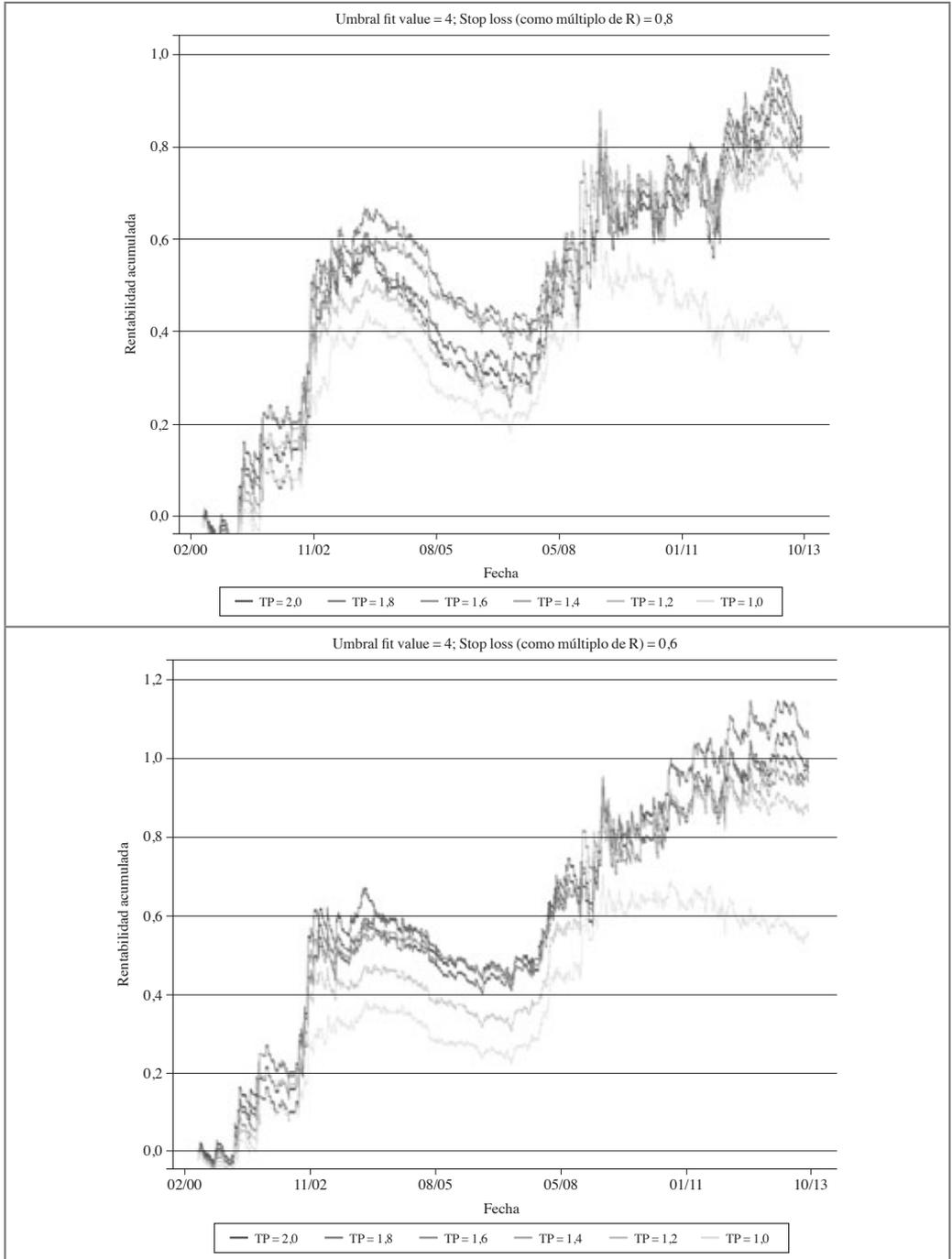
**Figura 6. Curvas de rentabilidad acumulada para diferentes configuraciones de la regla de trading**

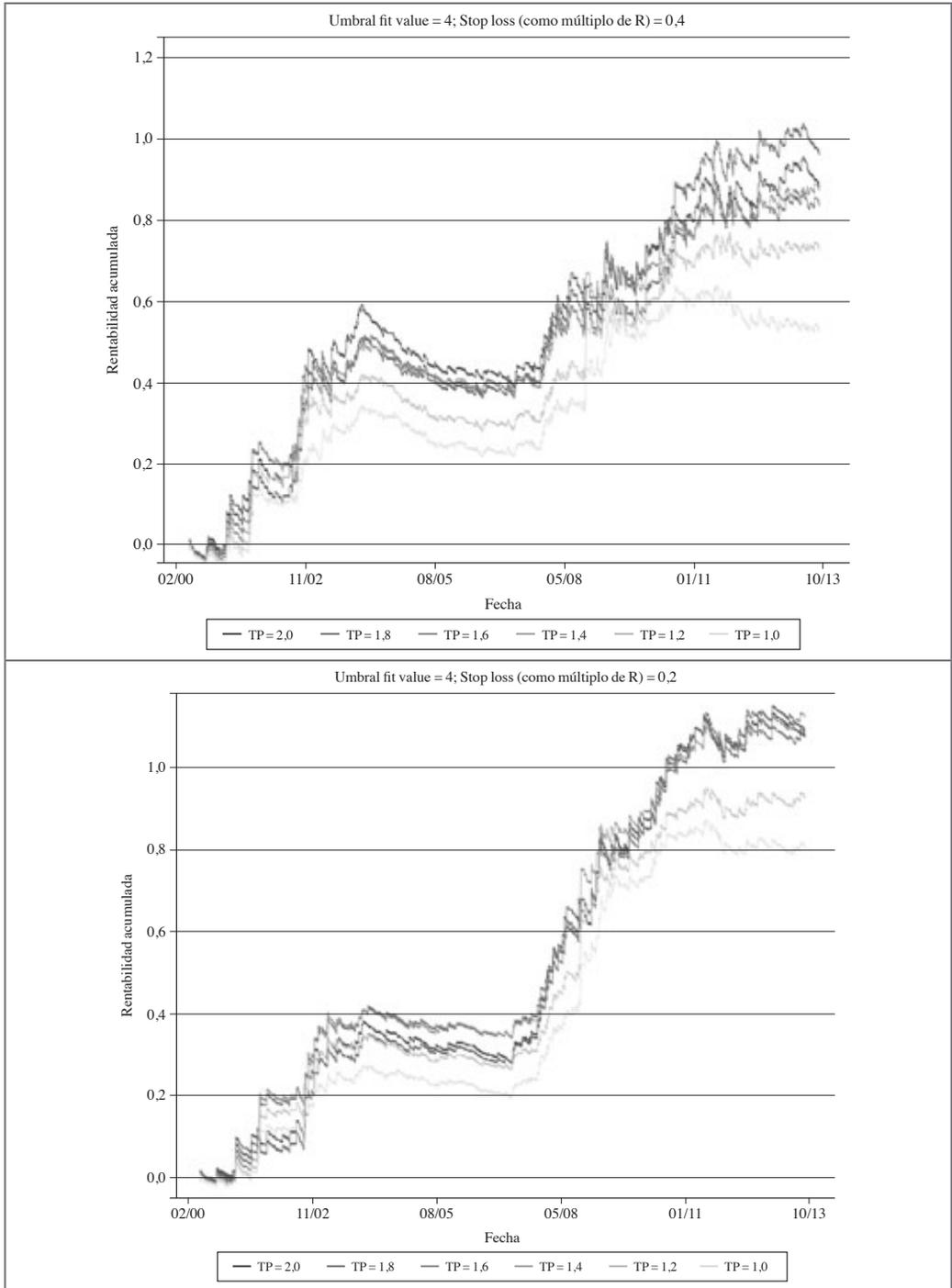
Panel A. Curvas de rentabilidad acumulada para un umbral del *fit value* de 5



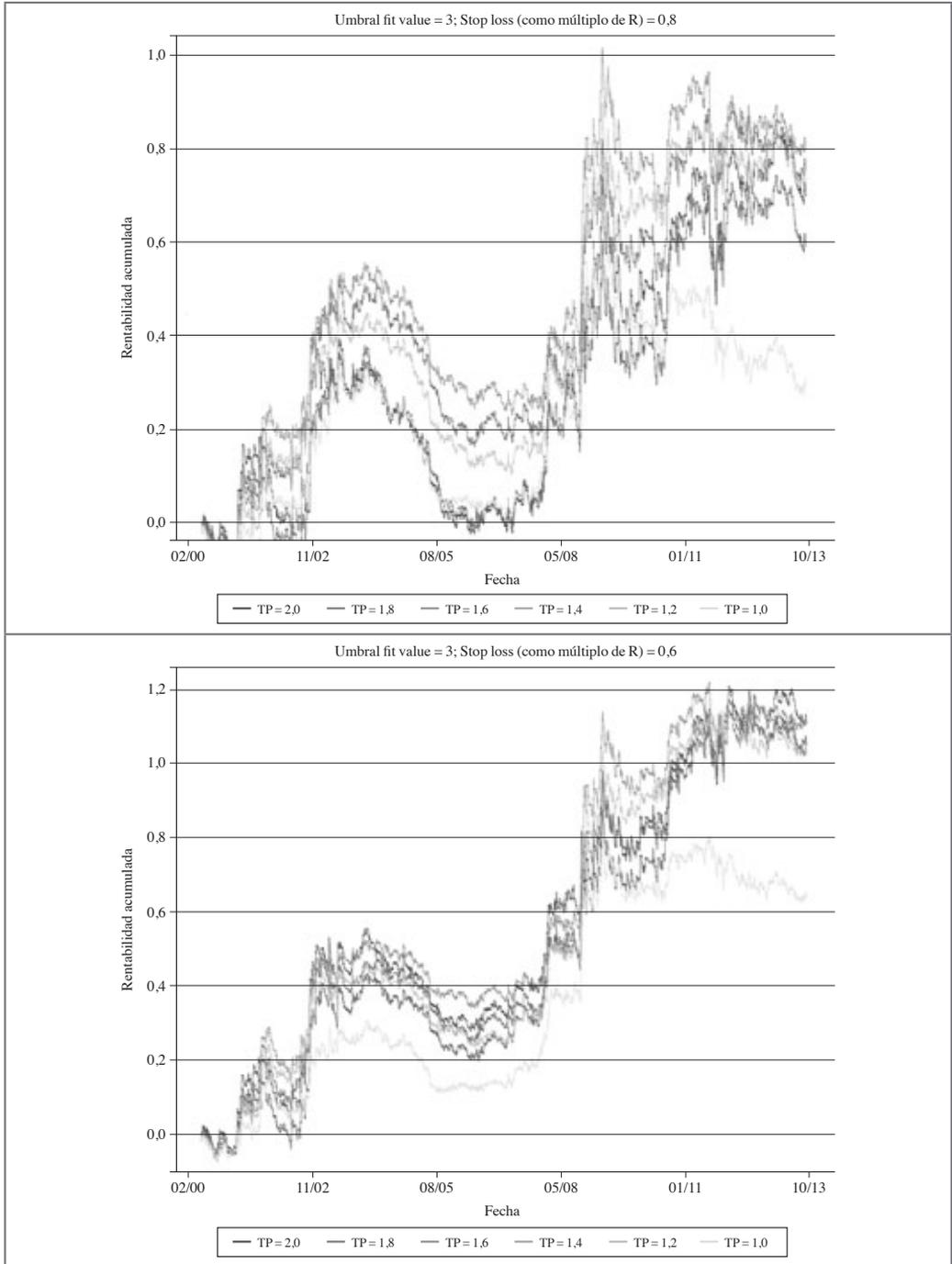


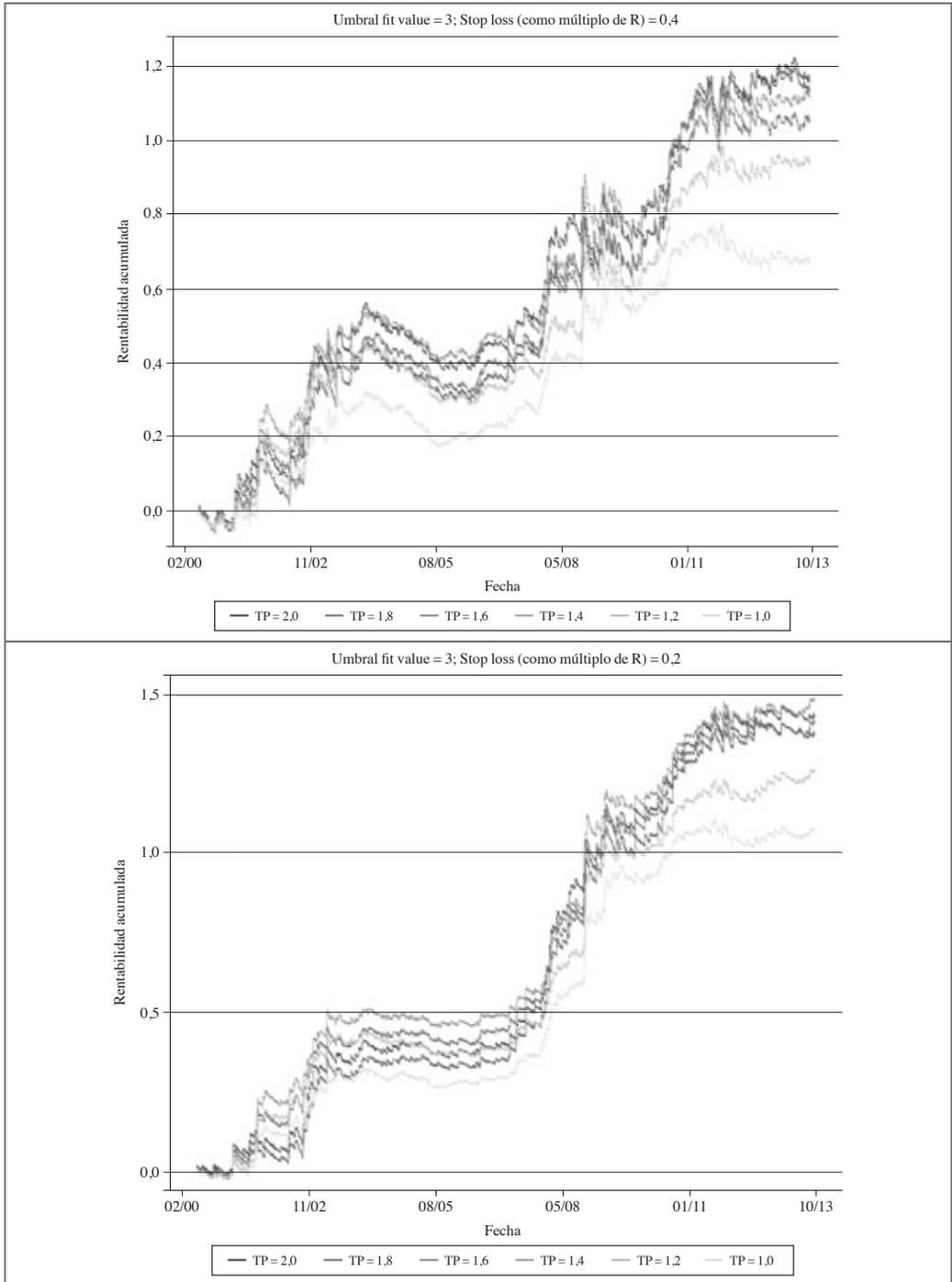
Panel B. Curvas de rentabilidad acumulada para un umbral del *fit value* de 4



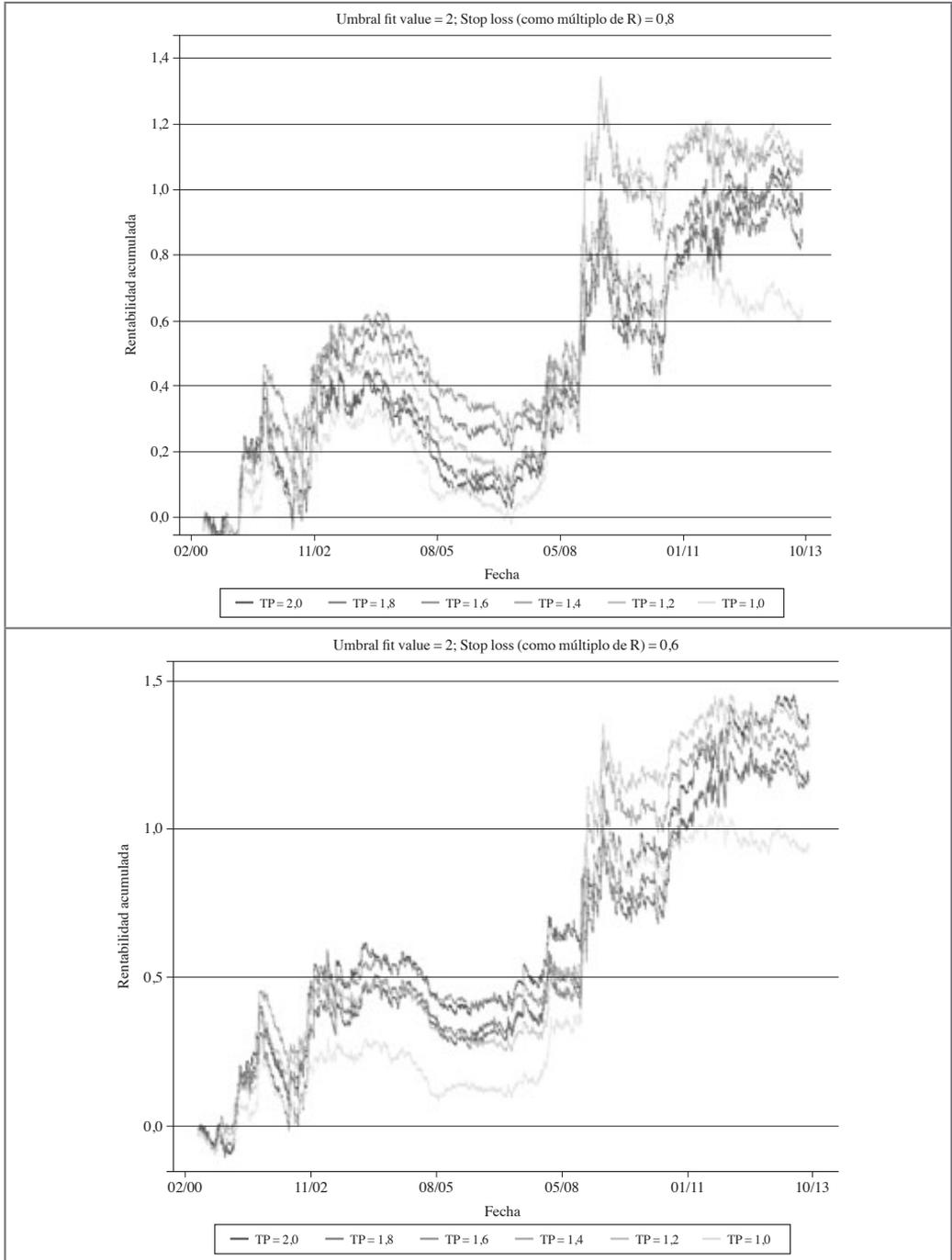


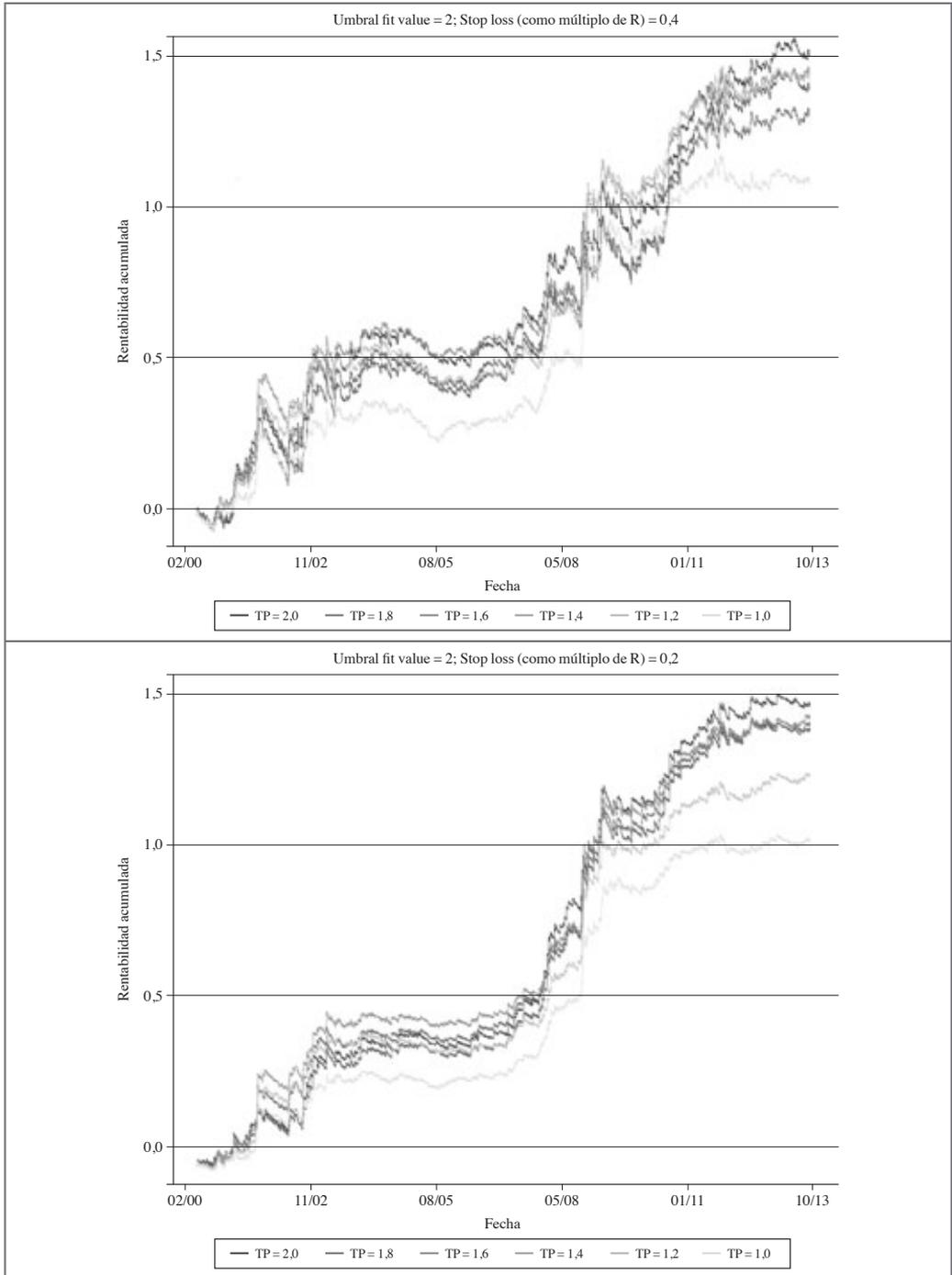
Panel C. Curvas de rentabilidad acumulada para un umbral de *fit value* de 3

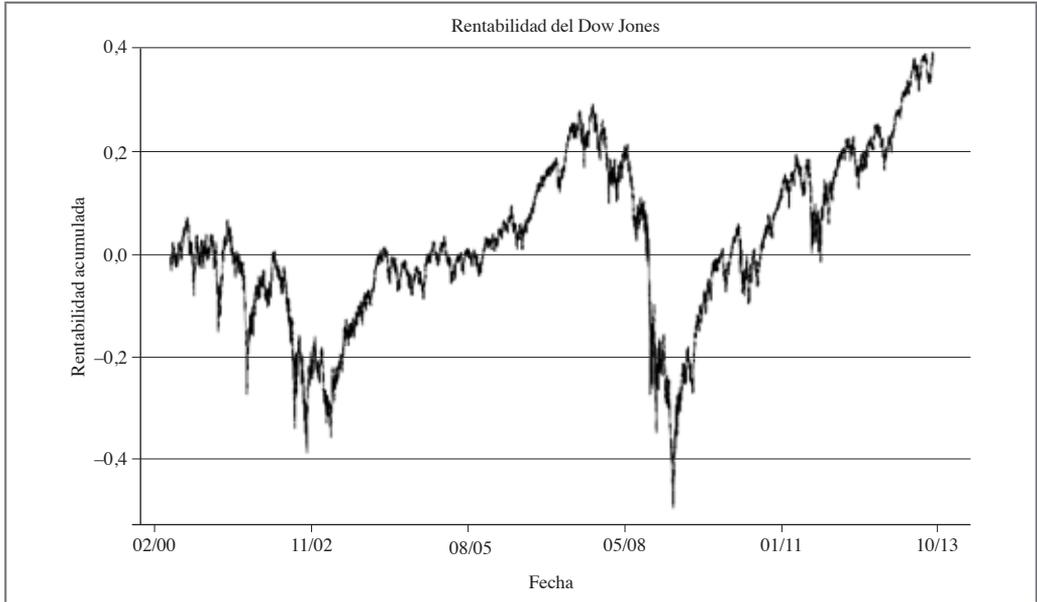




Panel D. Curvas de rentabilidad acumulada para un umbral del *fit value* de 2





**Gráfica 7. Rentabilidad del índice Dow Jones durante el periodo analizado**

Fuente: elaboración propia.

Para completar el análisis entre rentabilidad y riesgo de la regla de *trading* se ha estudiado la relación entre su *performance* y los parámetros de su configuración (cuadro 2).

Resulta interesante la correlación encontrada entre el umbral del *fit value* y las variables rentabilidad acumulada y rentabilidad media por operación. La rentabilidad acumulada está relacionada negativamente con el nivel del umbral (-0,70), mientras que la rentabilidad media por operación se relaciona positivamente (0,50). Ello significa que existe una relación directa entre la rentabilidad de las operaciones y el grado de similitud entre la ventana y el patrón bandera. Expresado de otra forma, la rentabilidad de una operación es mayor cuanto más inequívoca es la identificación del patrón bandera. La relación negativa entre umbral y rentabilidad acumulada

se explica por el mayor número de operaciones para valores bajos del umbral. De hecho, la correlación obtenida entre el umbral y rentabilidad acumulada al eliminar el efecto del número de operaciones no es estadísticamente significativa, con un valor del coeficiente de -0,08 y un p-value de 0,42.

También resulta interesante comprobar cómo tanto la rentabilidad acumulada como la rentabilidad media por operación están negativamente relacionadas con el *stop loss* y positivamente con el *take profit*. Esto confirma la elección de niveles de *take profit* superiores a los de *stop loss* a la hora de definir la estrategia de inversión.

Respecto del riesgo, el *drawdown* máximo se relaciona negativa y significativamente con el umbral del *fit value*, lo que implica

**Cuadro 2. Matriz de correlaciones**

	Umbral	SL	TP	#Ops	#OpsPos	#OpsNeg	RA	RM	DM
Umbral	1,00								
SL	0,00	1,00							
TP	0,00	0,00	1,00						
#Ops	-1,00 (**)	0,00	0,00	1,00					
#OpsPos	-0,77 (**)	0,52 (**)	-0,29 (**)	0,77 (**)	1,00				
#OpsNeg	-0,95 (**)	-0,24 (*)	0,13	0,96 (**)	0,55 (**)	1,00			
RA	-0,70 (**)	-0,39 (**)	0,29 (**)	0,69 (**)	0,18	0,82 (**)	1,00		
RM	0,50 (**)	-0,35 (**)	0,39 (**)	-0,50 (**)	-0,72 (**)	-0,32 (**)	0,23 (*)	1,00	
DM	-0,35 (**)	0,85 (**)	0,20	0,35 (**)	0,69 (**)	0,14	-0,16	-0,52 (**)	1,00

(\*) Nivel de significación del 5%; (\*\*) Nivel de significación del 1%. Umbral = Umbral del *fit value*; SL = *Stop loss* (definido como producto sobre *R*); TP = *Take profit* (definido como producto sobre *R*); #Ops = Número de operaciones; #OpsPos = Número de operaciones con resultado positivo; #OpsNeg = Número de operaciones con resultado negativo; RA = Rentabilidad acumulada; RM = Rentabilidad media por operación; DM = *Drawdown* máximo.

Fuente: elaboración propia.

que la precisión con que se define el patrón bandera está ligado al riesgo asumido por la regla de *trading*: cuanto más inequívoco es el *matching* (mayor umbral), menor es el riesgo soportado.

El *drawdown* máximo se relaciona positiva y significativamente con el nivel de *stop loss*, lo que implica que cuanto más grande es este nivel, mayor es el riesgo soportado por la operativa. Además, el riesgo está negativamente relacionado con la rentabilidad media de las operaciones. Este resultado es especialmente llamativo, puesto que implica que rentabilidad y riesgo no se relacionan positivamente, como sostiene la teoría financiera clásica, pudiendo concluir que la

rentabilidad de la regla de *trading* basada en el patrón bandera ofrece rentabilidades ajustadas al riesgo positivas y significativas. Sin duda, esta conclusión se encuentra entre las más relevantes del trabajo, y confirma que el patrón bandera es una gráfica técnica que, para el activo y periodo analizado, rechaza la hipótesis de eficiencia del mercado.

#### 4. Conclusiones

Este trabajo confirma los resultados positivos obtenidos por otros investigadores sobre la regla de *trading* basada en el reconocimiento gráfico del patrón bandera, al tiempo que aporta algunas novedades relevantes respecto de trabajos previos.

En primer lugar, se ha empleado la versión *breakout* más *consolidation* del patrón bandera, frente a la variante *consolidation* más *breakout* que había sido examinada en la literatura. Una nueva definición de la matriz de pesos permite asociar el reconocimiento de este tipo de patrones a la regla lógica IF-THEN, que entendemos puede estar más próxima al proceso de toma de decisiones de los inversores bursátiles.

Otra novedad es la relacionada con el tratamiento del problema de *data snooping*, para lo que se han llevado a cabo tres acciones específicas. La primera está vinculada al uso de datos intradía, lo cual ha permitido utilizar una serie histórica de datos con más de 90.000 observaciones. La segunda acción ha sido proponer una visión dinámica en la especificación de la estrategia de *trading*, cerrando las operaciones cuando el nivel de precios alcanza los límites marcados por el *stop loss* (pérdida) o el *take profit* (beneficio). La definición de estos dos parámetros, junto con el umbral del *fit value* que cuantifica la adecuación de la serie de precios al patrón bandera, ha permitido considerar 96 configuraciones diferentes.

Los resultados permiten corroborar que la regla de *trading* proporciona beneficios para todas las configuraciones analizadas. Considerando los resultados obtenidos para la totalidad del periodo, la regla de *trading* obtiene una rentabilidad positiva incluso después de considerar el riesgo, superando al *benchmark* desde la doble perspectiva de la media-varianza.

Los mejores resultados se han obtenido al considerar niveles ajustados del *stop loss*, entre 0,2 y 0,4 veces el rango de precios; y también para valores elevados del *take profit* en relación con dicho *stop loss*. La explicación de dichos niveles de *stop loss* está en la definición de la matriz de pesos que identifica el patrón bandera. Los pesos propuestos delimitan con claridad una zona de consolidación que el precio no debe traspasar, y que se sitúa en el límite del 30% (las tres primeras filas de la gráfica 4). Precisamente sobre ese nivel, correspondiente a un *stop loss* intermedio entre 0,2 y 0,4, es donde la estrategia obtiene sus mejores resultados. Esto indicaría que dicho nivel está actuando como soporte en las operaciones, de tal forma que cuando el precio lo traspasa es más probable cerrar la operación con pérdidas, mientras que cuando el precio lo respeta es más probable que la operación sea exitosa.

Para el desarrollo de futuras investigaciones se propone la aplicación de esta metodología sobre datos intradía de otros índices o activos financieros, la definición de la matriz de pesos con un número de columnas diferente a 10, o la aplicación del *reality check* de White (2000) o el SPA de Hansen (2005) para acotar aún más el efecto *data snooping*.

## Referencias

- Agudelo R., D. y Uribe E., J. (2009). ¿Realidad o sofisma? Poniendo a prueba el análisis técnico en las acciones colombianas. *Cuadernos de Administración*, 22 (38), 189-217.

- Alexander, S. (1961). Price movement in speculative markets: Trends or random walks. In P. Cootner (Ed.), *The random character of stock market prices* (pp. 199-218). Cambridge, Mass.: MIT Press.
- Allen, F. and Karjalainen, R. (1999). Using genetic algorithms to find technical trading rules. *Journal of Financial Economics*, 51 (2), 245-271.
- Blume, L., Easley, D. and O'Hara, M. (1994). Market statistics and Technical Analysis: The role of volume. *Journal of Finance*, 49 (1), 153-181.
- Brown, D. and Jennings, R. (1989). On technical analysis. *Review of Financial Studies*, 2 (4), 527-551.
- Bollinger, J. (2002). *Bollinger on Bollinger Bands*. New York: McGraw Hill.
- Brock, W., Lakonishok, J. and LeBaron, B. (1992). Simple technical trading rules and the stochastic properties of stock returns. *Journal of Finance*, 47 (5), 1731-1764.
- Campbell, J., Lo, A. and MacKinlay, A. (1997). *The Econometric of financial markets*. Princeton: Princeton University Press.
- Chang, K. and Osler, C. (1994). *Evaluating chart based technical analysis: The head and shoulders pattern in foreign exchange markets*. New York: Federal Reserve Bank.
- Chang, E., Araújo, E. and Miranda, B. (2004). Testing for predictability in emerging equity markets. *Emerging Market Review*, 5 (3), 295-316.
- Downes, J. and Goodman, J. (1998). *Dictionary of finance and investment terms*, (5th ed.). New York: Barron's Educational Series, Inc.
- Elder, A. (2002). *Come into my trading room: A complete guide to trading*. New York: John Wiley & Sons Inc.
- Fama, E. F. (1970). Efficient capital markets: a review of theory and empirical work. *Journal of Finance*, 25 (2), 383-417.
- Fama, E. F. (1991). Efficient capital markets: II. *Journal of Finance*, 46 (5), 1575-1617.
- Fama, E. and Blume, M. (1966). Filter rules and stock market trading. *Journal of Business*, 39, 226-241.
- Hansen, P. (2005). A test for superior predictive ability. *Journal of Business and Economic Statistics*, 23 (4), 365-380.
- Jegadeesh, N. and Titman, S. (1993). Returns to buying winners and selling losers: Implications for stock market efficiency. *Journal of Finance*, 48 (1), 65-91.
- Jensen, M. and Bennington, G. (1970). Random walks and technical theories: Some additional evidences. *Journal of Finance*, 25 (2), 469-482.
- Kavacejz, D. and Odders-White, E. (2004). Technical analysis and liquidity provision. *Review of Financial Studies*, 17 (4), 1043-1071.
- Lee, K. and Jo, G. (1999). Expert system for predicting stock market timing using a candlestick chart. *Expert Systems with Applications*, 16 (4), 357-364.
- Leigh, W., Modani, N. and Hightower, R. (2004). A computational implementation of stock charting: Abrupt volume increase as signal for movement in New York Stock Exchange Composite Index. *Decision Support Systems*, 37 (4), 515-530.
- Leigh, W., Modani, N., Purvis, R. and Roberts, T. (2002). Stock market trading rule discovery using technical charting heuristics. *Expert Systems with Applications*, 23 (2), 155-159.
- Leigh, W., Paz, N. and Purvis, R. (2002). Market timing: A test of a charting heuristic. *Economics Letters*, 77 (1), 55-63.
- Leigh, W., Purvis, R. and Ragusa, J. (2002). Forecasting the NYSE composite index with technical analysis, pattern recognizer, neural network, and genetic algorithm: A case study in romantic

- decision support. *Decision Support Systems*, 32 (4), 361-377.
- Lo, A. and MacKinlay, C. (1988). Stock market prices do not follow random walks: Evidence from a simple specification test. *Review of Financial Studies*, 1 (1), 41-66.
- Lo, A. and MacKinlay, C. (1999). *A non random walk down Wall Street*. Princeton: Princeton University Press.
- Lo, A., Mamaysky, H. and Wang, J. (2000). Foundations of technical analysis: computational algorithms, statistical inference, and empirical implementation. *Journal of Finance*, 55 (4), 1705-1770.
- Malkiel, B. (1996). *A random walk down Wall Street: Including a life-cycle guide to personal investing*. New York: W.W. Norton.
- Neely, C., Weller, P. and Dittmar, R. (1997). In technical analysis in the foreign exchange market profitable?: A genetic programming approach. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 32 (4), 405-426.
- Neftci, S. (1991). Naive trading rules in financial markets and Weiner-Kolmogorov prediction theory: A study of technical analysis. *Journal of Business*, 64 (4), 549-571.
- Park, C. and Irwin, S. (2004). *The profitability of technical analysis: A review*. AgMAS Project Research Report No. 2004-04, <http://ssrn.com/abstract=603481>.
- Park, C. and Irwin, S. (2007). What do we know about the profitability of technical analysis. *Journal of Economic Surveys*, 21 (4), 786-826.
- Paulos, J. (2003). *A mathematician plays the stock market*. Cambridge: Basic books.
- Pruitt, S. and White, R. (1988). The CRISMA trading system: Who says technical analysis can't beat the market? *Journal of Portfolio Management*, 14 (1), 55-58.
- Ratner, M. and Leal, R. (1999). Test of technical trading strategies in the emerging equity markets of Latin America and Asia. *Journal of Banking and Finance*, 23 (12), 1887-1905.
- Ready, M. (2002). Profits from technical trading rules. *Financial Management*, 31 (3), 43-61.
- Reitz, S. (2005). On the predictive content of technical analysis. *North American Journal of Economics and Finance*, 17 (2), 121-137.
- Sullivan, R., Timmermann, A. and White, H. (1999). Data snooping, technical trading rule performance, and the bootstrap. *Journal of Finance*, 54 (5), 1647-1692.
- Tabell, A. and Tabell, E. (1964). The case for technical analysis. *Financial Analyst Journal*, 20 (1), 67-76.
- Teixeira, L. and de Oliveira, A. (2010). A method for automatic stock trading combining technical analysis and nearest neighbor classification. *Expert Systems with Applications*, 37 (10), 6885-6890.
- Timmermann, A. and Granger, C. (2004). Efficient market hypothesis and forecasting. *International Journal of Forecasting*, 20 (1), 15-27.
- Treynor, J. and Ferguson, R. (1985). The case for technical analysis. *Financial Analyst Journal*, 20 (1), 67-76.
- Van Horne, J. and Parker, G. (1967). The random-walk theory: An empirical test. *Financial Analysts Journal*, 23, 87-92.
- Van Horne, J. C. and Parker, G. (1968). Technical trading rules: A comment. *Financial Analysts Journal*, 24, 128-132.
- Wang, J. and Chan, S. (2007). Stock market trading rule discovery using pattern recognition and technical analysis. *Expert Systems with Applications*, 33 (4), 304-315.
- Wang, J. and Chan, S. (2009). Trading rule discovery in the US stock market: An empirical stu-

- dy. *Expert Systems with Applications*, 36 (3), 5450-5455.
- White, H. (2000). A reality check for data snooping. *Econometrica*, 68 (5), 1097-1126.
- Zapranis, A. and Tsinaslanidis, P. (2012). A novel, rule-based technical pattern identification mechanism: Identifying and evaluating saucers and resistant levels in the US stock market. *Expert Systems with Applications*, 39 (7), 6301-6308.