

COLEGIO UNIVERSITARIO DE ESTUDIOS
FINANCIEROS
GRADO EN ADMINISTRACIÓN Y DIRECCIÓN DE EMPRESAS
Trabajo fin de GRADO



MODELOS ECONOMÉTRICOS PARA LA
PREVISIÓN DE COTIZACIONES
BURSÁTILES SEMANALES, MÁXIMAS Y
MÍNIMAS DE EMPRESAS EUROPEAS.

BANCO BILBAO VIZCAYA ARGENTARIA

Autor: Blanco García, Gabriel.

Tutor: Flores de Frutos, Rafael.

Madrid, abril de 2020.

Contenido

1. RESUMEN.....	3
2. INTRODUCCIÓN.....	3
3. ANTECEDENTES	5
3.1. ARBITRAJE, VALORACIÓN Y EL CONCEPTO DE EFICIENCIA.....	6
3.2. EL PRECIO DE LAS ACCIONES NO SIGUE UN PASEO ALEATORIO.....	7
3.2.1. Análisis técnico.....	8
3.2.2. Análisis fundamental.....	11
3.2.3. Análisis cuantitativo.....	14
3.3. EL PRECIO DE LAS ACCIONES SIGUE UN PASEO ALEATORIO.....	16
4. ANÁLISIS EMPÍRICO.....	19
4.1. DATOS EMPLEADOS.....	19
4.2. ANÁLISIS.....	19
4.3. EFICIENCIA DÉBIL: MODELOS ARMA	21
4.4. EFICIENCIA SEMI FUERTE: MODELOS VECM.....	22
4.5. ANÁLISIS DE COINTEGRACIÓN: GRANGER Y JOHANSEN.....	24
4.6. PREVISIBILIDAD Y ESTRATEGIA.....	29
4.6.1. Previsiones.....	29
4.6.2. Estrategia	30
5. CONCLUSIONES.....	33
6. REFERENCIAS.....	35
7. ANEXO.....	37

1. RESUMEN

El tronco central de este informe se corresponde con el estudio de la hipotética eficiencia informacional, en sus formas débil, semi fuerte y fuerte, de diferentes series de precios relativos a las acciones del Banco Bilbao Vizcaya Argentaria. Más concretamente, los precios máximos, mínimos y de cierre, en frecuencia semanal, desde enero del año 2010 hasta enero del año 2020. También se utiliza el índice del New York Stock Exchange Composite con fines comparativos. Para estudiar dichas hipótesis, se utilizan modelos econométricos de dos familias, la familia de modelos autorregresivos y medias móviles y la familia de modelos vectoriales de corrección de error.

Los resultados que se obtienen de estos análisis tienen dos implicaciones claras. En primer lugar, no es posible rechazar la hipótesis de la eficiencia débil, para ninguna de las variables. En segundo lugar, la hipótesis de la eficiencia semi fuerte no puede ser rechazada ni para los precios de cierre ni para el índice NYSE, pero sí es rechazada para los precios máximos y mínimos del BBVA.

PALABRAS CLAVE: previsibilidad, eficiencia débil, eficiencia semi fuerte, paseo aleatorio, cointegración, modelo vectorial de corrección de error, estrategia.

2. INTRODUCCIÓN

El objetivo del presente trabajo es estudiar el comportamiento del mercado de acciones en términos de su previsibilidad. Se busca determinar cuán eficientes son estos mercados y cuál es el espacio que queda a la previsión de rendimientos utilizando técnicas econométricas. También se propone una estrategia de entrada y salida en el mercado que intenta batir la estrategia de comprar y mantener durante todo el año, algo que resulta interesante por los potenciales beneficios que puede generar. Para tales fines, se parte del trabajo de Caporin et al (2013).

La motivación de este trabajo es clara y similar a la de Caporin y sus coautores. Las teorías del paseo aleatorio sostienen, en síntesis, que el mercado bursátil es eficiente, y que las acciones siguen un paseo aleatorio. Bajo este supuesto, conocer algo acerca de cómo se comportarán los precios en el futuro es imposible. El mercado es tan eficiente que no es

posible desarrollar una estrategia que, de manera sistemática, proporcione rendimientos superiores a la estrategia simple de comprar y mantener los activos hasta final de año.

Análogamente, si la hipótesis de eficiencia no se cumple y queda espacio para la previsibilidad de los precios de las acciones, entonces existe la posibilidad de desarrollar estrategias capaces de generar rendimientos superiores y aumentar la riqueza.

Para lograr estos objetivos, se construye un tipo especial de modelo estocástico multivariante, conocido como modelo vectorial de corrección de error o VECM. Este instrumento econométrico resulta el más adecuado cuando se trabaja con variables entre las cuales existen relaciones de cointegración, como sucede en este caso, igual que en la investigación de Caporin et al (2013). En estos escenarios, el VECM tiene en cuenta explícitamente las relaciones de cointegración existentes entre los datos, algo que resulta de gran valor para el análisis. La familia ARMA es de utilidad para estudiar la eficiencia débil, pero para el caso de la eficiencia semi fuerte se hace necesario recurrir a los VECM, por los motivos citados.

No obstante, esta investigación presenta algunas diferencias y mejoras respecto al trabajo de Caporin et al (2013). Estas mejoras son, en primer lugar, un conjunto de información más rico, en forma de más variables. En el mencionado trabajo sólo se emplean dos variables, los precios máximos y mínimos, mientras que en este trabajo se utilizan cuatro variables, los precios máximos, mínimos, de cierre y el índice NYSE Composite.

En segundo lugar, la frecuencia de los datos. En el trabajo de Caporin et al (2013) se utilizan datos diarios. Sin embargo, aquí se trabaja con datos en frecuencia semanal. El motivo de este cambio es que los datos diarios presentan una mayor volatilidad que los datos semanales. Dicha reducción de volatilidad, al emplear datos semanales, tiene implicaciones cruciales, puesto que se generará menos ruido en las señales que envía el mercado a través de los modelos. Este menor ruido facilita los cálculos sobre el momento acertado para entrar o salir del mercado, según sea el caso, con una precisión superior a la que se obtendría al utilizar datos diarios.

El resto del trabajo se distribuye de la siguiente manera: en la sección 3 se repasa la literatura existente en cuanto a previsibilidad de acciones, así como las distintas hipótesis y técnicas relativas a su valoración. La sección 4 muestra los modelos empleados y su

construcción para la consecución de nuestros objetivos, y los resultados obtenidos. La sección 5 ilustra las conclusiones a las que la investigación conduce. Finalmente, la sección 6 presenta el material bibliográfico empleado, y la sección 7 constituye un anexo acerca de la estrategia de inversión.

3. ANTECEDENTES

El comportamiento del precio de las acciones no es una cuestión menor, carente de importancia que deba ser pasada por alto. Desde el punto de vista académico y científico, el debate acerca de la formación del precio de estos activos, así como su posible previsibilidad, sigue a la orden del día, y no parece llegar a un cierre definitivo nunca. No son pocos los autores e investigadores que han trabajado arduamente en dichas pesquisas, algunos de los cuales se examinan en detalle más adelante.

Desde el punto de vista más práctico y cotidiano, comprender como se valoran las acciones y, más en concreto, su posible comportamiento futuro, resulta igualmente valioso. Un individuo, en posesión de un excedente de su capital, puede tener que enfrentarse a la decisión de qué hacer con él, si mantenerlo en efectivo o entrar en el mercado de valores. Juzgar correctamente el abanico de opciones que el inversor tiene a su disposición no resulta posible en ausencia de los conocimientos financieros y bursátiles adecuados. Es decir, el inversor no sabe bien qué hacer con su dinero, qué activo le favorece más, cuál es el panorama general de la bolsa o qué instrumentos, como pueden ser los fondos de inversión, se adaptan más a sus aspiraciones.

Adicionalmente, el error a la hora de valorar acciones o subestimar tendencias de mercado ha llevado a lo largo de la historia a numerosas situaciones de verdadero pánico financiero, desde la famosa burbuja de los tulipanes del siglo XVII hasta la de las “dotcom”, pasando por las “blue chips”¹. En todos estos casos, multitud de inversores, expertos e inexpertos, en algunos casos por errores de estimación y en otros casos por actuar presa de los “sentimientos animales” se vieron envueltos en caos y llevados, en muchos casos, a la bancarrota.

¹ Sobre todas estas y otras burbujas, el libro *“A Random Walk Down Wall Street”* de Burton G. Malkiel proporciona una exhaustiva revisión en las páginas 36-109.

Otro importante incentivo práctico para comprender el comportamiento del mercado lo constituyen sus propiedades como indicador macroeconómico. La forma en que la bolsa se comporta es, en numerosas ocasiones, un indicador fiable de qué está sucediendo con la actividad económica de una región. Por ejemplo, un crecimiento exponencial en los precios de determinados activos puede ser indicador de una sobrevalorización especulativa sobre los mismos, mientras que movimientos de capital hacia valores más seguros, como el oro o la renta fija, pueden indicar desconfianza en el panorama económico venidero.

3.1. ARBITRAJE, VALORACIÓN Y EL CONCEPTO DE EFICIENCIA.

Bajo la denominación de arbitraje subyace la idea de una ganancia segura, sin riesgo. El arbitraje hace referencia a situaciones en las que, por distintos motivos, existe un pequeño margen que permite al inversor que lo haya detectado explotarlo para ganar dinero sin riesgo.

Un ejemplo de arbitraje es el que se ha observado en las criptomonedas. Estos activos digitales, basados en monedas virtuales, cotizan en distintos mercados. Se han detectado en numerosas ocasiones diferencias de precio en la misma criptomoneda en distintos mercados. El arbitraje aquí consiste en comprar determinada criptomoneda en un mercado con un precio dado, y vender dicho activo posteriormente en otro mercado a un precio superior al del primer mercado, proporcionando al ávido inversor una ganancia sin riesgo². Este fenómeno, sin embargo, además de no ser estable, no se da en los mercados que cumplen una serie de características que hacen que puedan ser definidos como eficientes.

En primer lugar, estas situaciones no son estables. Ante la evidencia de una oportunidad de arbitraje, los inversores, guiados por sus instintos de maximización del beneficio, explotarían la operación sucesivamente. Al comprar el activo en el mercado de precio bajo repetidamente y, posteriormente, venderlo en el mercado con el precio alto, ambos precios fluctuarían, al alza y a la baja respectivamente, tendiendo a igualarse en el equilibrio, y anulando la oportunidad de arbitraje.

² Para una explicación más detallada del arbitraje de criptomonedas, visitar https://www.finanzas.com/mercados/como-hacer-arbitraje-con-bitcoin_13821860_102.html

En segundo lugar, en referencia a la eficiencia y competitividad del mercado, es conveniente mencionar algunos matices. En teoría económica, se entiende que un mercado es competitivo cuando presenta una serie de características, tales como un número de agentes elevado, facilidad para entrar y salir en el mercado, profundidad de negociación, así como la imposibilidad, por parte de los agentes, de modificar los precios en magnitud significativa con sus operaciones. Estas y otras características hacen que, en un mercado competitivo, no existan oportunidades de arbitraje.

En síntesis, el mercado de criptomonedas constituye, a estos efectos, un ejemplo de mercado no competitivo, al menos en el intervalo de tiempo en el que el arbitraje se ha probado posible. El desarrollo de las tecnologías, como los algoritmos de trading de alta frecuencia HFT³, propicia que el mercado se vuelva más competitivo. Al facilitar a los agentes el acceso a la explotación del arbitraje, este termina por desaparecer.

Estas sencillas nociones proporcionan un pequeño prefacio sobre la indagación de la hipotética eficiencia del mercado de valores y su presunta previsibilidad o imprevisibilidad. A continuación, se examinan las dos grandes hipótesis centrales en torno a estas cuestiones, y posteriormente, las técnicas y herramientas que se derivan de cada una de esas hipótesis.

3.2. EL PRECIO DE LAS ACCIONES NO SIGUE UN PASEO ALEATORIO.

La primera gran hipótesis acerca del valor de las acciones es la que versa en torno a la idea de que, en alguna medida, el precio de los activos no sigue un paseo aleatorio, y existen algunas metodologías mediante las cuales los agentes pueden anticipar sus cambios. En pocas palabras, que los precios de las acciones no son imprevisibles, y que, haciendo uso de las herramientas correctas, el inversor puede batir al mercado.

Para alcanzar el tan ambicionado fin, no obstante, existen divergencias de medios, entre cuyos usuarios aflora la rivalidad, llegando incluso a la ridiculización entre los miembros de los distintos grupos. Estas técnicas se pueden agrupar en tres grupos diferenciados, los cuales se examinan a continuación.

³ HTF son las siglas en inglés de “High Frequency Trading”, que engloban una serie de algoritmos ideados para localizar y explotar oportunidades de arbitraje a alta velocidad, como la ejemplificada anteriormente.

3.2.1. Análisis técnico.

Su origen se achaca a Charles Henry Dow, un joven periodista de Connecticut, quien en 1882 funda junto a su colega de trabajo Edward Jones la “Dow Jones Company⁴”, compañía periodística especializada en finanzas. Dow sostiene que la bolsa es un buen indicador de la coyuntura económica y, por tanto, si alguien puede prever cómo se comportará la bolsa en el futuro, recibirá también información acerca de la economía en general.

Las ideas de Charles Dow se condensan en lo que hoy se conoce como Teoría de Dow. Esta teoría se basa en la idea de que los precios de las acciones, y por consiguiente su representación gráfica, contienen toda la información acerca de las mismas. En otras palabras, que con un adecuado estudio de los precios pasados de una acción es posible conocer el futuro acerca de la misma.

Desde el punto de vista de la Teoría de Dow y del análisis técnico en general, lo único relevante a la hora de tratar de inferir el comportamiento venidero de los activos es el registro histórico de sus precios. Al contener dichos registros toda la información, aquel inversor que busque hacer previsiones deberá estudiar los gráficos y patrones de la acción que quiere prever. Cualquier indagación fundamentada en noticias, rumores o “profit warnings⁵” será en valde, puesto que lo que importan son los patrones pasados. En palabras del autor Robert Rhea:

“Las fluctuaciones del precio de las acciones del Dow Jones de ferrocarriles y el industrial viene a ser como un índice compuesto de todas las esperanzas, decepciones y conocimientos de todo el mundo que sabe algo de temas financieros, y por esa razón los efectos de los acontecimientos futuros (excluyendo los actos de Dios) son siempre anticipados en su movimiento. Los índices valoran rápidamente tanto las calamidades como los incendios y los terremotos.” (Rhea, 1993)

Volviendo a la Teoría de Dow, esta se basa en una serie de principios, de los cuales los más destacables son los siguientes:

⁴ Esta compañía es la pionera en cuanto a confección de índices bursátiles, elaborando el índice Dow Jones, que posteriormente se divide en dos: el Dow Jones Industrial Average y el Dow Jones Railroad Average. Este es el motivo del nombre del índice en la actualidad.

⁵ Un profit warning es una advertencia pública por parte de una compañía mediante la cual comunica a sus inversores y al mercado en general que sus beneficios sufrirán disminuciones importantes.

Primero, el precio lo descuenta todo. Toda la información está incluida en los precios, y consecuentemente, en su representación gráfica.

Segundo, el mercado presenta tres tendencias básicas:

1. Tendencia primaria: la principal de todo el movimiento, de plazo de hasta 3 años.
2. Intermedias o secundarias: todas aquellas de corto y medio plazo que van en contra de la primaria, pero son de menor tamaño.
3. Terciarias: aquellas cuyo plazo es inferior a las intermedias. Son las menos importantes, suelen durar días o semanas.



Fuente: Investing.com

Tercero, el volumen negociado debe confirmar la tendencia. En fases alcistas debe negociarse un gran volumen ante subidas de precio, y menor volumen en caídas. En la fase bajista, el principio opera de manera inversa.

Si bien es cierto que Dow asienta las bases de lo que hoy se conoce como análisis técnico, sus técnicas no carecen de sucesoras. A los analistas técnicos también se les conoce como “cartesianos” por su afán en el estudio de los gráficos de precios. A la Teoría de Dow se suman múltiples indicadores, como el MACD⁶, el RSI⁷, las resistencias y soportes, y hasta figuras representativas en las gráficas, como los patrones “hombro-cabeza-hombro” y su

⁶ MACD son las siglas del indicador “Moving Average Convergence Divergence”.

⁷ RSI son las siglas del indicador “Relative Strength Index”.

versión invertida, “banderín” o “diamante”. Un sinfín de formaciones gráficas que, desde el punto de vista de esta clase de analistas, contiene toda la información acerca de cómo se comporta el precio de las acciones. Por ejemplo, si la cotización en tendencia bajista se acerca a un soporte⁸, los inversores deben estar preparados para el cambio de tendencia y comprar, ya que en el pasado el precio no bajó de esos niveles, motivo por el cual los técnicos piensan que ahora tampoco lo hará.

En resumen, el análisis técnico basa sus herramientas en la idea de que las gráficas de precios recogen toda la información de las acciones, dichos gráficos forman patrones identificables, y estos patrones identificables tienden a repetirse a lo largo del tiempo. Para prever el futuro de los precios de las acciones, basta con estudiar los gráficos de las mismas, e identificar patrones.

3.2.1.1. Problemas del análisis técnico

Existen múltiples razones para sospechar si las mencionadas técnicas presentan algún tipo de utilidad real. El autor Burton G. Malkiel, en su libro “A Random Walk Down Wall Street”, expone algunas:

“Debido a que los cambios en el mercado pueden suceder bruscamente, los cartesianos en ocasiones pierden el barco. Segundo, dichas técnicas deben ser en última instancia auto anuladoras. A medida que más y más gente las emplea, el valor de las técnicas cae. Ninguna señal de compra o venta puede valer algo si todo el mundo la recibe. [...] Quizá el argumento más sólido en contra del análisis técnico proviene de las implicaciones lógicas del principio de maximización de beneficios” (Malkiel, 1996)

En efecto, los motivos que presenta el escritor son del todo coherentes. Cuando habla de que los analistas en ocasiones pierden el barco, se refiere a la velocidad de los cambios en el mercado. Dichos fenómenos se producen muchas veces de manera inesperada, haciendo que el analista llegue tarde a la tendencia. Además, analizar constantemente los

⁸ Un soporte, en análisis técnico, es un nivel de precios mínimo, bajo el cual la cotización no ha caído en el pasado en numerosas ocasiones, dando la sensación de que “soporta” la caída de la cotización. El funcionamiento es inverso para el caso de las resistencias, siendo las resistencias niveles de precios máximos que no han sido superados con anterioridad, a partir de los cuales la cotización ha caído.

gráficos, de tal manera que sea posible anticiparse a los cambios supone una tarea agotadora e insostenible en el largo plazo, al menos desde el punto de vista humano.

El segundo punto guarda relación con lo que se comenta sobre el arbitraje al inicio de esta sección. Si todos cuentan con las herramientas para aprovecharse de dicho fenómeno de ineficiencia, la oportunidad se disipa.

Finalmente, Malkiel hace referencia al principio de maximización de los beneficios, y comenta que, ante la expectativa de que el precio mañana subirá, los agentes comprarán cuanto antes, con el fin de comprar barato y maximizar los beneficios. Es este mismo comportamiento el que fuerza al precio a desplazarse hoy hacia el precio esperado para el día siguiente:

“Si alguna gente sabe que el precio subirá a 40 mañana, subirá a 40 hoy”

(Malkiel, 1996)

3.2.2. Análisis fundamental.

El análisis fundamental es aquél que basa sus técnicas valorativas en la idea de que el valor en bolsa de las acciones de una empresa debe hacer referencia al valor intrínseco de la misma. Según el análisis fundamental, para valorar acciones de una compañía, hay que analizar elementos relativos a la misma, como sus ratios de liquidez, los dividendos que paga o sus niveles de endeudamiento.

El inversor que quiera considerar si quiere poner su capital en determinados activos, debe acceder a datos y métricas de la empresa, y utilizar sus facultades financieras para valorar dicha acción. La mayoría de los profesionales de inversión de Wall Street basan su trabajo en este tipo de análisis, rechazando fervientemente el análisis técnico y tildándolo de oscurantismo.

La idea subyacente tras este razonamiento es que, por muy sobrevalorado o infravalorado que esté el precio de determinada acción, en el largo plazo, su precio converge hacia el “precio fundamental” calculado en base a los balances de la empresa. Una muestra de análisis fundamental sería el método conocido como descuento de dividendos. En 1956, M. J. Gordon publica “Dividends, Earnings and Stock Prices”, documento en el cual el autor proporciona su trascendente aportación a la materia bursátil. En él, Gordon sostiene que el valor de una acción puede expresarse como la suma descontada, a una tasa $k-g$, de

todos los flujos de efectivo que dicha acción proporcionará en el futuro, es decir, sus dividendos⁹:

$$V_0 = \frac{Div_0(1 + g)}{k - g}$$

Donde V_0 es el valor actual de dicha acción, Div_0 el dividendo que paga, g es la tasa de crecimiento esperada para dichos dividendos y k la rentabilidad exigida por los accionistas. Se puede expresar la diferencia entre k y g como m ¹⁰, con el fin de facilitar la referencia a la tasa de descuento. Este modelo de descuentos de dividendos puede extenderse a distintos años, de la siguiente manera:

$$V_0 = \frac{Div_0(1 + g)}{m} + \frac{Div_0(1 + g)^2}{m^2} + \frac{Div_0(1 + g)^3}{m^3} + \dots + \frac{Div_0(1 + g)^\infty}{m^\infty}$$

Esta segunda expresión muestra de manera clara a qué se hace referencia cuando se habla de la suma ponderada por las tasas de descuento de flujos de efectivo.

Utilizando esta fórmula, el inversor puede hallar el valor real de la acción. Si el resultado es que su valoración es superior al precio del mercado, la decisión racional con sus resultados sería comprar la acción, puesto que, según el análisis fundamental, el precio de la misma, tarde o temprano, subirá hasta el precio fundamental. Análogamente, si el precio que el inversor calcula es inferior al precio de mercado, lo coherente sería mantenerse alejado de esa acción, o bien vender en corto, para evitar pérdidas patrimoniales.

3.2.2.1. Problemas del análisis fundamental

Este tipo de análisis, más realista que el técnico y que podría parecer adecuado, sin embargo, presenta algunos fallos. A este respecto, Malkiel expone distintos motivos por los que el análisis fundamental podría no ser tan bueno como a primera vista pudiese parecer:

“A pesar de su plausibilidad y científica apariencia, hay tres potenciales defectos en este tipo de análisis. Primero, la información y el análisis

⁹ Este método de descuento también se puede utilizar descontando otros flujos, como el flujo de caja libre o el flujo de caja para el accionista.

¹⁰ Para que el modelo de Gordon tenga sentido, la rentabilidad exigida ha de ser siempre superior al crecimiento esperado, de lo contrario la tasa de descuento resultante sería negativa.

podrían ser erróneos. Segundo, la estimación llevada a cabo por el analista podría ser equivocada. Tercero, el precio de mercado podría no converger hacia su valor estimado” (Malkiel, 1996)

En relación con el primer defecto, y más en concreto con la información, el problema quedaría solventado si el analista hiciese uso de la información pública auditada de la empresa que está valorando. Sin embargo, dicho remedio presenta otro problema ¿cuán fiable es la información de empresas que, por los motivos que fuere, no están obligadas a someterse a auditorías? Y en referencia a las auditadas, ¿es suficiente con las cuentas anuales? ¿Hay que analizar otro tipo de datos? Es evidente que la cuestión entraña cierto grado de subjetividad, de tal modo que puede llevar al analista fundamental a cometer errores.

Continuando con el segundo defecto potencial expuesto, incluso si la información y las técnicas de análisis utilizadas son correctas, el analista puede cometer errores a la hora de estimar el valor, pues al fin y al cabo es humano. El resultado sería que las diferencias en el precio estimado y el precio de mercado no se deben a que el mercado ha calculado mal el valor de los activos, sino a fallos procedimentales del analista fundamental. Además, es posible que la información con la que trabaja ya esté reflejada en los precios.

Finalmente, el tercer defecto reside en que, incluso si las estimaciones y las técnicas empleadas son acertadas, puede que el precio de mercado no converja, al menos en el medio plazo, al valor estimado. O podría suceder que en el periodo en el que dicho precio comenzaba a converger, tengan lugar cambios importantes en el entorno económico que desestabilicen el mercado en general, interrumpiendo dicho proceso de convergencia. Anecdóticamente, Malkiel señala lo siguiente, ejemplificando el caso de una acción cuyo precio de mercado es inferior al valor real:

“El mercado podría corregir su error reevaluando todas las acciones a la baja, en lugar de reevaluando al alza el precio de Biodegradable Bottling¹¹”
(Malkiel, 1996)

¹¹ Biodegradable Bottling es el nombre que el autor utiliza para ejemplificar una acción valorada a la baja por el mercado.

En síntesis, aunque este tipo de análisis presente una apariencia mucho más científica que el análisis cartesiano, existen múltiples motivos para ser precavidos a la hora de evaluar la efectividad de estas técnicas, ya que no está claro que sean infalibles.

3.2.3. Análisis cuantitativo.

Para concluir este primer grupo, el relativo a aquellos pensadores que sostienen que las acciones no siguen un paseo aleatorio, se presenta el análisis cuantitativo y a sus actores, también conocidos como quants¹².

El análisis cuantitativo es aquel que emplea técnicas matemáticas, estadísticas y econométricas con el fin de extraer información valiosa sobre los precios de una acción. Dicha información puede traducirse en una cartera mejor diversificada, previsiones sobre cotizaciones o estrategias que batan al mercado. A estos efectos, conviene hacer hincapié en que este tipo de análisis no busca tanto el origen tangible de los precios ni su justificación, sino que pretende encontrar las relaciones estadísticas y numéricas que los conforman, con el fin de obtener rendimientos superiores.

Uno de los primeros autores identificables con este grupo es Harry Markowitz. Ganador del Premio Nobel de Economía en 1990, junto a Merton Miller y William Sharpe, la mayor aportación de Markowitz es su teoría de selección de carteras, la cual publica en 1952 bajo el título de “Portfolio Selection” en el *Journal of Finance*. De su teoría se derivaron importantes conceptos como el de “frontera eficiente de Markowitz” así como otras ideas que asentarían las bases de lo que hoy se conoce como CAPM y SML, por sus siglas en inglés, Capital Asset Pricing Model y Security Market Line. Críticas aparte, tanto en lo que respecta a la teoría de Markowitz como al CAPM, es indudable que su trabajo ha trascendido en la historia de las finanzas cuantitativas.

En el campo econométrico, el cual es el que ocupa al presente trabajo, las aportaciones a las finanzas cuantitativas por parte de econométricos tampoco se quedan atrás. En concreto, los autores Massimiliano Caporin, Angelo Ranaldo y Paolo Santucci de Magistris publican en 2013, para el *Journal of Banking & Finance*, “On the predictability of stock prices: A case for high and low prices”. Dicho trabajo fija su punto de mira en la hipótesis

¹² El término proviene de la expresión “quantitative analyst” o en español analista cuantitativo.

del paseo aleatorio, poniéndola a prueba e investigando si efectivamente las acciones son imprevisibles. Los autores construyen modelos vectoriales fraccionarios de corrección de error, o FVECM, y concluyen que los precios máximos y mínimos pueden predecirse en cierta medida a partir del rango¹³. La diferencia entre su trabajo y la presente investigación reside en la frecuencia de datos utilizados y los modelos empleados. En este caso, la frecuencia es semanal, y los modelos no son fraccionarios.

Otro importante autor econométrico es el catedrático de la Universidad de Chicago, Lars Peter Hansen. Hansen encuentra importantes dificultades en la contrastación del CCAPM¹⁴, motivo que le lleva al desarrollo de un nuevo modelo en 1982, hoy conocido como el Método Generalizado de Momentos, o GMM. El método se emplea cuando existen variables no lineales, con errores cuya distribución es desconocida, y que adicionalmente están correlacionados y/o presentan heterocedasticidad. En estos entornos, el GMM generaliza las variables instrumentales al caso no lineal.

En el año 2013, Hansen recibe el Premio Nobel de Economía, junto a otros dos importantes autores en materia bursátil, Robert Shiller y Eugene Fama, ambos referentes de teorías diametralmente opuestas: Shiller y las finanzas conductistas y Fama y la hipótesis de eficiencia, y el paseo aleatorio.

3.2.3.1. Problemas del análisis cuantitativo.

Uno de los mayores impedimentos a los que se enfrentan los analistas cuantitativos es el problema de la hipótesis conjunta, o “joint-hypotesis problem”. Este problema es presentado por Fama en “Efficient Capital Markets: II”:

“La ambigüedad de la información y los costes de transacción no son, sin embargo, el mayor obstáculo para las inferencias sobre eficiencia del mercado. El problema de la hipótesis conjunta es más serio. En consecuencia, la eficiencia del mercado, per se, no es observable. Debe ser testada conjuntamente con algún modelo de valoración de activos en el equilibrio [...] Como resultado, cuando encontramos evidencia de comportamientos anómalos en los rendimientos, el modo en que dicho

¹³ El concepto de rango, en el citado trabajo, hace referencia a la diferencia entre el máximo y el mínimo, serie que se comporta de manera estacionaria.

¹⁴ El CCAPM (Consumption Capital Asset Pricing Model) constituye una versión modificada del CAPM.

comportamiento debe dividirse entre ineficiencia del mercado o un mal modelo de equilibrio de mercado es ambiguo” (Fama, 1991)

En síntesis, lo que Fama quiere decir es que la eficiencia es muy difícil de comprobar. Una vez detectados indicios que prueben la existencia de ineficiencia del mercado, no es sencillo determinar si dichos indicios se deben a una ineficiencia real del mercado o a una mala especificación de los modelos empleados. Este es un gran escollo en el campo cuantitativo, y un problema que debe ser tenido en mente, tanto a la hora de llevar a cabo investigaciones como a la hora de extraer conclusiones acerca de las mismas.

3.3. EL PRECIO DE LAS ACCIONES SIGUE UN PASEO ALEATORIO.

Finalmente, para concluir el marco teórico, es necesario enunciar la otra gran hipótesis acerca del precio de las acciones, así como sus implicaciones, consecuencias y desafíos para los analistas técnicos, fundamentales y cuantitativos.

La teoría del paseo aleatorio debe su existencia a Eugene Fama, autor que la presenta en su trabajo “Random Walks in Stock-Market Prices”. Esta teoría sostiene que el precio de las acciones sigue un paseo aleatorio, esto es, que la mejor previsión que un inversor puede hacer acerca del precio de una acción en un periodo de tiempo futuro es el precio actual. Bajo esta hipótesis, los precios son imprevisibles. No existe análisis, ni cuantitativo, ni fundamental, ni mucho menos técnico, que dote al inversor de herramientas suficientes para batir al mercado¹⁵ de manera sistemática.

Si las acciones siguen un paseo aleatorio, su precio se puede expresar en la siguiente forma:

$$\nabla \ln P_t = \mu + a_t$$

Donde $\nabla \ln P_t$ es el logaritmo neperiano, en primeras diferencias, del precio de la acción para un periodo de tiempo “t”, μ es una constante y a_t un ruido blanco.

¹⁵ Cuando se habla de batir al mercado, se hace referencia a desarrollar una estrategia de entrada y salida en el mismo, capaz de proporcionar, sistemáticamente, rendimientos superiores a los obtenidos al seguir la estrategia de inversión pasiva de “comprar y mantener”.

Para Fama y los seguidores de esta teoría, ni el inversor individual, ni las grandes casas de inversión de Wall Street tienen nada que hacer frente al mercado:

“En suma, la teoría del paseo aleatorio en los precios de los mercados de acciones presenta importantes desafíos, tanto para los cartesianos como para los fundamentalistas. Para los cartesianos, el desafío es claro. Si el modelo del paseo aleatorio es una descripción válida de la realidad, el trabajo de los cartesianos, como el de los astrólogos, no tiene valor real en el análisis del mercado de acciones. [...] Para los fundamentalistas, si la teoría del paseo aleatorio es cierta, y si los mercados de acciones son eficientes, entonces los precios de las acciones en cualquier momento serán buenos estimadores del valor intrínseco o fundamental. En este caso, la información adicional del análisis fundamental será útil solo cuando proporcione al analista nueva información que aún no ha sido completamente incorporada en los precios. Si el analista no tiene nueva información, entonces el también debería olvidarse del análisis fundamental y elegir acciones mediante procedimientos aleatorios.”
(Fama, 1995)

En este mismo trabajo Fama proporciona también algunas nociones sobre eficiencia en el mercado y como se relaciona con la teoría del paseo aleatorio:

“En un mercado eficiente, en media, la competitividad causará que el efecto de la nueva información sobre el valor intrínseco sea reflejado de manera “instantánea” en los precios. [...] El ajuste instantáneo tiene dos implicaciones. Primero, los precios se ajustarán en exceso tantas veces como se ajustarán en defecto. Segundo, el retardo en el ajuste completo de los precios actuales a los sucesivos nuevos valores intrínsecos será, en si mismo, una variable independiente y aleatoria, con el ajuste de precios algunas veces sucediendo antes del fenómeno real por el que se ajustan, y otras después” (Fama, 1995)

Más adelante, en el mismo trabajo:

“En un mercado eficiente de paseo aleatorio, el precio de las acciones ya reflejará los juicios de los analistas al respecto de la nueva información relevante al respecto de la acción” (Fama, 1995)

Con todo, Fama realiza una triple distinción en cuanto a eficiencia de mercados. En primer lugar, presenta lo que se conoce como eficiencia-informacional débil, la cual se da cuando el pasado de una variable, por ejemplo, los máximos pasados de una acción, no contienen ninguna información acerca del futuro de esa misma serie de máximos. Es decir, que utilizando sólo el pasado de los máximos no se puede prever el futuro de esos precios máximos.

En segundo lugar, define eficiencia-informacional semi fuerte como aquella que se da cuando, ni el pasado de la propia variable, ni el pasado de otras variables de información pública, resulta útil para prever una determinada variable. Por ejemplo, que el pasado de los precios mínimos, máximos y de cierre no resulten de utilidad para prever el futuro de los precios máximos.

Finalmente, presenta el concepto de eficiencia-informacional fuerte. Esta eficiencia se da cuando, ni la información pasada de la propia variable, ni la correspondiente a otras, ni la información privada y privilegiada, ni ningún tipo de información, resultan útiles a la hora de prever el comportamiento futuro de las variables.

Los dos primeros tipos de eficiencia son, en cierto modo, contrastables, primero utilizando modelos ARMA para la eficiencia débil y después modelos VAR y VECM para la eficiencia semi fuerte. La eficiencia fuerte, por la naturaleza de sus características, resulta no comprobable, al menos dentro de este trabajo. Por estos motivos, esta investigación se centra en los dos primeros tipos de eficiencia.

Antes de dar paso al análisis empírico, conviene concluir esta sección con algunos apuntes importantes. La respuesta a la eficiencia del mercado no es una respuesta de extremos, sino de matices. No se trata de comprobar si el mercado es eficiente o no, sino cuánto.

Adicionalmente, se debe tener presente que ineficiencia no siempre significa previsibilidad, y que ni la ineficiencia ni la previsibilidad tienen por qué ser constantes a lo largo del tiempo. Podría ser el caso de que, en entornos de ineficiencia semi fuerte, no sea posible desarrollar una estrategia que bata sistemáticamente a la estrategia de comprar y mantener. O que dicha estrategia sí fuese alcanzable en el largo plazo, pero las pérdidas en el corto plazo no fuesen soportables para el inversor que confía su capital a la estrategia que ha diseñado.

Por último, el problema de la hipótesis conjunta que explica Fama tampoco debe caer en el olvido. Se puede llegar a resultados que satisfagan el deseo de desarrollar una estrategia ganadora, pero como el autor postula, la distinción entre cuánto de ese logro es consecuencia de la ineficiencia y cuánto puede venir causado por una mala especificación del modelo es, en último término, ambigua y de difícil determinación.

4. ANÁLISIS EMPÍRICO

4.1. DATOS EMPLEADOS

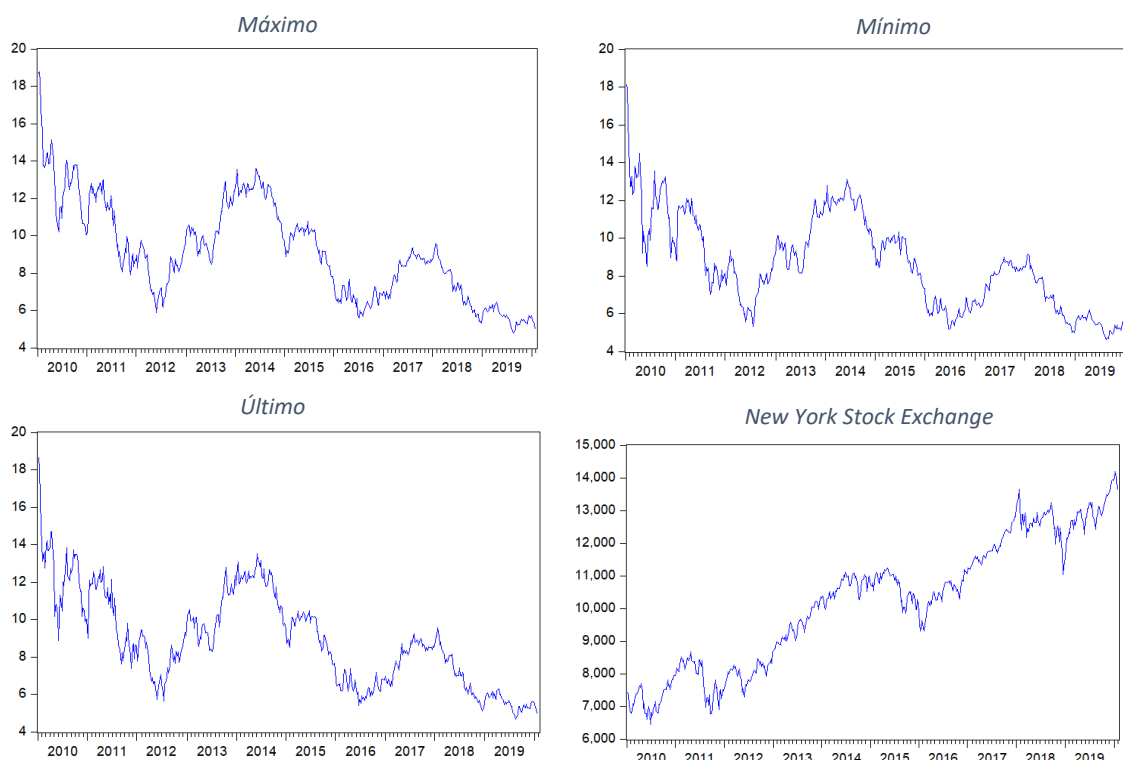
Los datos empleados en este análisis constan de cuatro series temporales distintas. Una de ellas es la correspondiente a los valores del índice NYSE Composite, y las otras tres series consisten en los valores máximos, mínimos y de cierre de las acciones del BBVA.

La frecuencia de los datos es semanal, con el fin de reducir la volatilidad, en forma de 527 observaciones en cada una de las 4 series, desde el 4 de enero de 2010 hasta el 27 de enero de 2020. La fuente de la que se obtienen los datos de la acción de BBVA es la página web de Yahoo Finance, mientras que el NYSE Composite se obtiene de la página web de CNN Business.

4.2. ANÁLISIS

El análisis comienza con la búsqueda del proceso estocástico univariante generador de cada una de las series temporales de los precios. Para ello, se lleva a cabo una primera inspección utilizando los modelos autorregresivos de media móvil, también conocidos como modelos ARMA.

Como se puede ver a continuación, las cuatro series presentan tendencia, es decir, no son estacionarias:

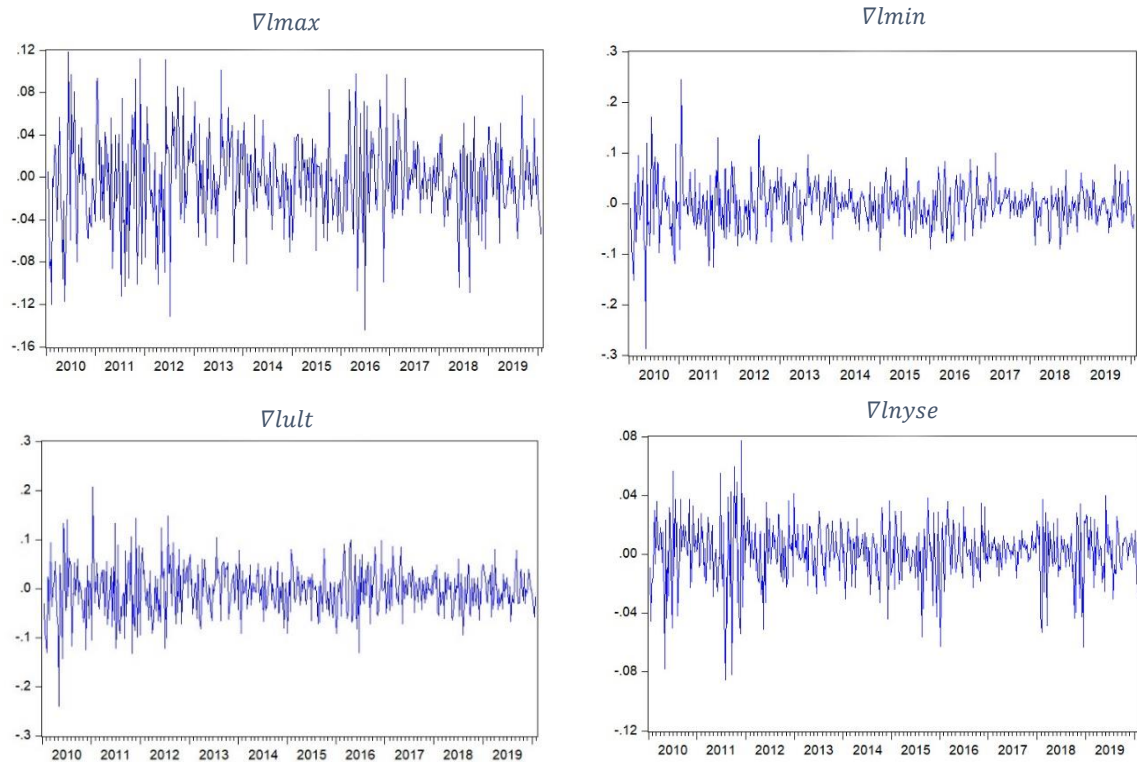


Fuente de los gráficos: elaboración propia con EViews.

Por ello es necesario llevar a cabo dos transformaciones. La primera, la toma de logaritmos neperianos, se debe a dos motivos. Por motivos económicos, puesto que su interpretación se realiza en porcentaje, lo cual resulta más adecuado para los rendimientos de las acciones. Por motivos econométricos, puesto que es sabido que los logaritmos neperianos, si bien no alteran la serie significativamente, inducen normalidad y homocedasticidad. La segunda transformación consiste en tomar una diferencia de los logaritmos, para convertir las series en estacionarias.

Se utilizan, de ahora en adelante, las siguientes abreviaturas: “max” para los precios máximos, “min” para los precios mínimos, “ult” para los precios de cierre y “nyse” para el NYSE Composite. Análogamente, cuando se hace referencia a series en forma de logaritmos, se añade una “l” a las abreviaturas, en la forma “lmax”, “lmin”, “lult” y “lnyse”. Cuando las variables en logaritmos se toman en primeras diferencias, se añade el operador diferencial “ ∇ ” al inicio de cada abreviatura, en la forma “ ∇ lmax”, “ ∇ lmin”, “ ∇ lult” y “ ∇ lnyse”.

Estas son las series transformadas, ahora estacionarias:



Fuente de los gráficos: elaboración propia con EViews.

4.3. EFICIENCIA DÉBIL: MODELOS ARMA

La investigación de las funciones de autocorrelación revela que todas las series temporales parecen estar generadas por modelos autorregresivos. Estos modelos, en su forma general, son del tipo:

$$w_t = \delta + \varphi_1 w_{t-1} + \varphi_2 w_{t-2} \dots \dots \dots + \varphi_p w_{t-p} + a_t$$

Donde w_t es la variable dependiente que se analiza, δ una constante, los sucesivos $\varphi_p w_{t-p}$ hacen referencia al pasado de la variable dependiente, y a_t es un ruido blanco.

La siguiente tabla muestra un resumen de los resultados que se obtienen en cada una de las 4 estimaciones de los modelos por mínimos cuadrados ordinarios:

Estimaciones con modelos ARMA				
Parámetros	$\nabla lmax$	$\nabla lmin$	$\nabla lult$	$\nabla nyse$
δ	-	-	-	-
φ_1	0.1216	0.1389	-	-0.0782
φ_2	-	-0.1094	-	-
φ_3	-	-	-	-0.0597
φ_5	-	-	-	-0.0765
R^2	0.0108	0.0251	0.0000	0.0123
$PvalorQ_6$	0.907	0.998	-	0.708

Fuente: elaboración propia con EViews.

El motivo de este análisis mediante modelos autorregresivos es averiguar si existe eficiencia débil para estas series.

Los resultados muestran que existe eficiencia débil para las cuatro series, es decir, que el pasado de cada serie no contiene ningún tipo de información acerca del futuro de la misma serie, como muestran los R^2 , en los cuatro casos inferiores al 3%.

No obstante, la eficiencia débil es solo uno de los tres tipos de eficiencia que presenta Fama, también añade la eficiencia semi fuerte y la eficiencia fuerte. El siguiente punto de este estudio se centra en contrastar si se cumple o no la eficiencia semi fuerte.

4.4. EFICIENCIA SEMI FUERTE: MODELOS VECM

Para contrastar la eficiencia semi fuerte es necesario que el conjunto de información este formado por más de una variable y su pasado, que no se limite a una sola variable, sino que permita que haya otras variables relacionadas con ese precio.

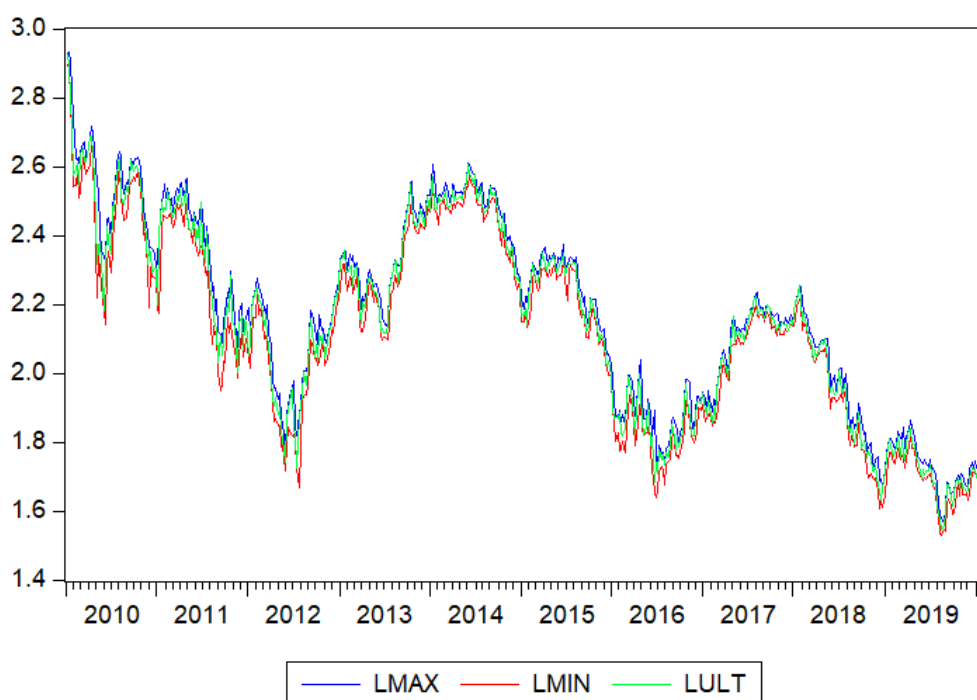
El instrumento econométrico apropiado para estudiar las relaciones dinámicas que pueda haber en un conjunto de variables es el modelo vectorial de corrección de error, o VECM¹⁶. La familia de modelos ARMA resulta apropiada para la búsqueda del proceso generador de los precios a la hora de contrastar la eficiencia débil, porque en ese caso, el

¹⁶ VECM son las siglas de "Vector Error Correction Model".

conjunto de información solo consta de una variable y su pasado. Sin embargo, las capacidades de los modelos ARMA resultan insuficientes para el contraste de la eficiencia semi fuerte. Por ello, el resto del trabajo emplea modelos VECM.

Adicionalmente, los modelos VECM tienen en cuenta de forma explícita las posibles relaciones de cointegración de las variables, y cualquiera que sea el modelo multi ecuacional que haya podido generar la información del conjunto, existe un modelo de la familia VECM que aproxima suficientemente bien ese modelo desconocido.

Entre las variables de precios es posible que existan relaciones de cointegración, igual que sucede en el trabajo de Caporin et al (2013). Como aproximación preliminar al análisis de cointegración, se representan gráficamente las variables para observar su comportamiento:

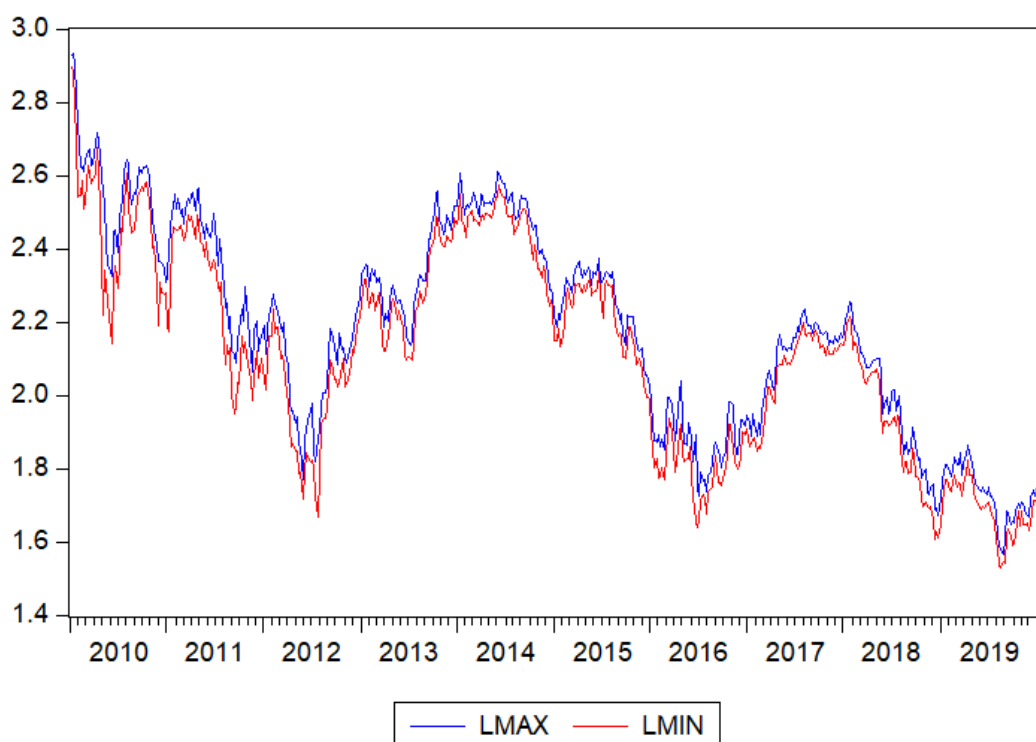


Fuente: elaboración propia con EViews.

Como se puede apreciar en el gráfico anterior, los logaritmos neperianos de las variables¹⁷ evolucionan en paralelo. Las tres series se asemejan bastante las unas a las otras, fenómeno que puede indicar la presencia de relaciones de cointegración.

¹⁷ Análogamente, las variables sin logaritmo se comportan de manera similar.

Si se grafican sólo el máximo y el mínimo, el fenómeno se aprecia mejor:



Fuente: elaboración propia con EViews.

Existe una distancia entre ambas series de precios, y esa distancia se mantiene aproximadamente igual a lo largo del tiempo. Cuando uno de los dos precios sube o baja y la distancia entre ambos se amplía, el otro precio se desplaza de tal manera que la distancia vuelva a ser similar a la que era inicialmente. Esta diferencia es a la que Caporin et al (2013) hacen referencia como “rango” en su trabajo.

Como todo parece indicar que existen relaciones de cointegración, es conveniente realizar un análisis al respecto, para identificar cuántas relaciones de cointegración existen, y cuales son. Estas relaciones, de confirmarse su existencia, ampliarían el conjunto de información, añadiéndose ambas como variables explicativas del modelo VECM.

4.5. ANÁLISIS DE COINTEGRACIÓN: GRANGER Y JOHANSEN.

El análisis de cointegración se materializa mediante dos técnicas, la de Granger y la de Johansen, con el fin de asegurar los resultados.

Técnica de Clive W. J. Granger.

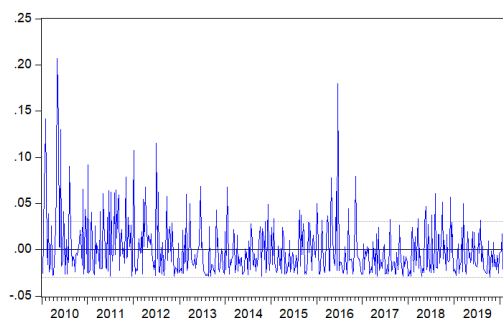
El teorema propuesto por el autor es el siguiente:

“Dado un vector de n variables, el máximo número de relaciones de cointegración entre dichas variables será $n-1$ ”

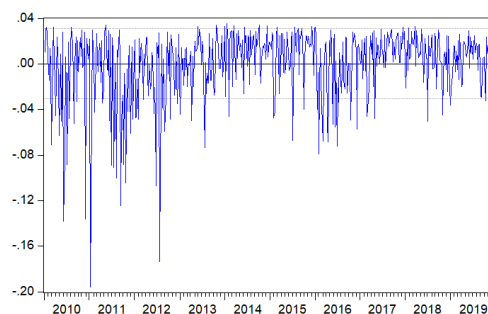
Por tanto, según Granger, para las variables “lmax”, “lmin” y “lult”, el máximo número de relaciones de cointegración que podrá existir es 2. Se excluye la variable “lnyse” en estos análisis porque, en un principio, no parece que exista cointegración posible entre el índice NYSE y el resto de series de BBVA.

Se llevan a cabo distintas regresiones y se examinan sus residuos, para intentar verificar cuales son las relaciones de cointegración existentes. Las series de residuos resultantes son las siguientes:

Serie de residuos de lmax respecto a lult



Serie de residuos de lmin respecto a lult



Fuente de los gráficos: elaboración propia con EViews.

Ambas series son estacionarias. En síntesis, el método de Granger, revela la existencia de dos relaciones de cointegración. La primera es del máximo respecto al último y la segunda del mínimo respecto al último.

Con el fin de verificar que el resultado del análisis de cointegración es correcto, se realiza también un segundo test, conocido como test de Johansen

Primero se debe averiguar el orden del VAR para las tres variables en niveles, esto es, no estacionarias. La prueba de la longitud del retardo muestra distintos estadísticos para contrastar el orden del VAR, como se muestra a continuación:

Retardo	LR	Error del predictor final	Criterio de información de Akaike
0	NA	5.86e-08	-8.139332
1	2575.416	4.20e-10	-13.07669
2	29.38282	4.11e-10	-13.09927
3	24.12702	4.06e-10	-13.11191
4	24.19568*	4.00e-10*	-13.12496*

Fuente: elaboración propia con EViews.

Los estadísticos indican que el orden del VAR en niveles es 4. Este dato es importante, tanto para el test de Johansen como para la posterior construcción del modelo final VECM.

Test de Johansen

Se asume que los datos no presentan tendencias deterministas. Debido a que el orden del VAR es 4, el test de Johansen se realiza con $p-1$ intervalos de retardo, es decir 3. El resultado es el siguiente:

Test de Johansen				
Hipótesis contrastada: Nº de relaciones de cointegración	Eigenvalue	Estadístico de traza	Valor crítico 0.05	P-valor
Ninguna	0.281767	218.8789	35.19275	0.0000
Como mucho una	0.076226	46.11684	20.26184	0.0000
Como mucho dos	0.009018	4.728573	9.164546	0.3145

Fuente: elaboración propia con EViews.

Este test utiliza el contraste de hipótesis para determinar el número de relaciones de cointegración, tal como indica la columna de la izquierda. Utilizando el p-valor de la columna de la derecha no es posible rechazar la hipótesis de que existan como mucho dos relaciones de cointegración, sí pudiendo rechazar que exista como mucho una y que no exista ninguna.

Por tanto, es correcto que existen dos relaciones de cointegración. Ambas se muestran en la siguiente tabla:

Coeficientes de cointegración normalizados (error estándar entre paréntesis)			
<i>lmax</i>	<i>lmin</i>	<i>lult</i>	<i>C</i>
1.000000	0.000000	-1.006592	-0.012626
		(0.00613)	(0.01325)
0.000000	1.000000	-0.994086	0.020565
		(0.00860)	(0.01858)

Fuente: elaboración propia con EViews.

Los resultados de la prueba de Johansen coinciden con los obtenidos previamente mediante la técnica de Granger. Existen dos relaciones de cointegración, una del máximo con el último y otra del mínimo con el último:

Relación de cointegración 1 (RC1)	$lmax - 1.0065lult - 0.01262$
Relación de cointegración 2 (RC2)	$lmin - 0.9940lult + 0.0205$

En síntesis, el análisis de cointegración muestra que existen dos relaciones de cointegración entre las variables. Dadas estas circunstancias, se deben utilizar modelos VECM, y no modelos VAR, ya que los estadísticos de contraste no funcionan correctamente en los modelos VAR cuando las variables en niveles presentan cointegración. El mal funcionamiento de dichos estadísticos impide descartar variables irrelevantes, haciendo que las previsiones pierdan precisión. Por este motivo se continúa la investigación utilizando modelos VECM.

Este tipo de modelos vectoriales resulta idóneo para el análisis puesto que, además de ser compatibles con los estadísticos de contraste, permiten incorporar a la regresión las relaciones de cointegración de manera explícita. Las relaciones de cointegración se convierten en nuevas variables que aumentan el conjunto de información. Se añaden al modelo con un retardo, junto al resto de variables con sus correspondientes retardos.

Adicionalmente, estos procesos corrigen el aumento del error. De este modo es posible, partiendo de variables en niveles cointegradas, estimar un modelo en primeras diferencias sobre el cual los estadísticos de contraste operen correctamente, evitando así la pérdida de precisión en las previsiones.

Los VECM en forma general son del tipo:

$$\nabla y_t = \delta + BZ_{t-1} + \gamma_1 \nabla y_{t-1} + \gamma_2 \nabla y_{t-2} + \gamma_3 \nabla y_{t-3} + \dots + \gamma_{p-1} \nabla y_{t-(p-1)} + a_t$$

En este trabajo, δ representa el vector con constantes, ∇y_t es el vector con las cuatro variables en primeras diferencias, B representa la matriz 4x2 con los coeficientes asociados las relaciones de cointegración, mientras que Z_{t-1} es el vector que recoge dichas relaciones de cointegración con un retardo. Los sucesivos γ_t son matrices 4x4 que recogen los coeficientes de cada ecuación asociados a los retardos de las variables del vector ∇y_t , y a_t es una matriz con los ruidos blancos.

El VECM se construye incorporando las dos relaciones de cointegración con un retardo, las cuatro series de precios en primeras diferencias, retardos de dichas variables de hasta 3 periodos y un vector de constantes. El orden del VECM es 3, puesto que el orden del vector autorregresivo en niveles del que se parte es 4. En la siguiente tabla se resumen los resultados obtenidos de la estimación del VECM:

Estimación del VECM				
	$\nabla lmax$	$\nabla lmin$	$\nabla lult$	$\nabla nyse$
<i>C</i>	-0.002494	-	-0.002530	0.001155
<i>RC1(-1)</i>	-0.696422	-0.298763	-	-
<i>RC2(-2)</i>	-0.165131	-0.600235	-	-
<i>$\nabla lmax$ (-1)</i>	-	0.257641	-	-
<i>$\nabla lmax$ (-2)</i>	-	0.157486	-	-
<i>$\nabla lmin$ (-1)</i>	-	-0.130006	-	-
<i>$\nabla lult$ (-2)</i>	-	-0.152960	-	-
<i>$\nabla lult$ (-3)</i>	-	-0.080537	-	-
<i>R²</i>	0.333305	0.352817	0.004517	0.005007
<i>P-valor Q₆</i>	0.747	0.395	0.567	0.258
<i>Error estándar de la regresión</i>	0.032807	0.036351	0.048830	0.019744
<i>Desviación estándar de la variable dependiente</i>	0.040102	0.044925	0.048847	0.019755

Fuente: elaboración propia con EViews.

Tanto la ecuación correspondiente a los precios de cierre, como a los precios del NYSE, ambas en primeras diferencias, resultan estadísticamente no significativas, como

corroborar el reducido R^2 , en ambos casos inferior al 1%. Estos resultados encajan con los del análisis con modelos ARMA, los cuales revelan que no es posible rechazar la hipótesis de eficiencia débil, ni para los precios de cierre ni para el NYSE. Como es lógico, este segundo análisis realizado con VECM tampoco permite rechazar la hipótesis de eficiencia semi fuerte para esas dos series, las cuales sí parecen comportarse como paseos aleatorios.

Sin embargo, los resultados obtenidos para las series del máximo y del mínimo muestran que existe una parte significativa de las series que queda explicada por su pasado y por el resto de las variables. Los R^2 de algo más del 33% para el máximo y más del 35% para el mínimo son muy superiores a los correspondientes al estudio de la eficiencia débil, donde no superaban el 3%.

En síntesis, a la luz de los resultados obtenidos, para los precios máximos y mínimos se puede rechazar la hipótesis de la eficiencia semi fuerte y afirmar que ninguno de ellos dos se comporta como un paseo aleatorio.

4.6. PREVISIBILIDAD Y ESTRATEGIA

En base a los resultados que se obtienen del análisis y al rechazo de la eficiencia semi fuerte para los precios máximos y mínimos, se llevan a cabo una serie de previsiones sobre ambos precios, de igual manera que sucede en la investigación de Caporin et al (2013)

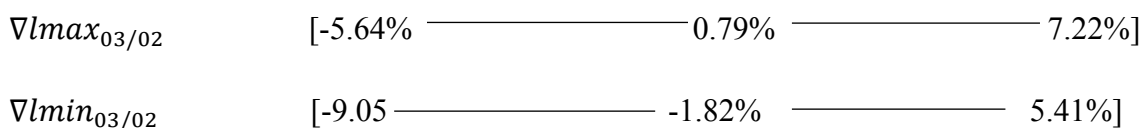
4.6.1. Previsiones

Las previsiones se efectúan sobre un periodo hacia delante, correspondientes a la semana del 3 de febrero, para los rendimientos del precio máximo y del precio mínimo. Estos son los resultados:

Variable	Rendimiento previsto	Error estándar de la previsión
$\nabla lmax$	0.7907%	3.2823%
$\nabla lmin$	-1.8177%	3.6921%
En forma de intervalos de confianza al 95%		
$\nabla lmax$	$\nabla lmax_{03/02} = 0.79\% \pm 6.43\%$	
$\nabla lmin$	$\nabla lmin_{03/02} = -1.82\% \pm 7.23\%$	

Fuente: elaboración propia con EViews.

La representación gráfica de estos intervalos de confianza para la media es la siguiente:



La amplitud de estos intervalos de confianza, debido al elevado error de la previsión, pone de manifiesto lo difícil que resulta prever satisfactoriamente los rendimientos de las acciones. Incluso en entornos donde se puede rechazar la hipótesis de eficiencia semi fuerte, como sucede con el máximo y el mínimo de BBVA, resulta extremadamente complicado realizar buenas previsiones sobre el futuro de los rendimientos de las acciones.

No obstante, pese a los resultados obtenidos en la previsibilidad de los rendimientos, se intenta desarrollar una estrategia de entrada y salida capaz de superar a la estrategia de inversión pasiva de comprar y mantener.

4.6.2. Estrategia

La estrategia se construye utilizando R y se evalúan sus resultados para los diferentes años, desde 2010 a 2020.

La entrada en el mercado, es decir, la compra, solo se produce si el precio de las acciones cae por debajo del precio mínimo previsto menos una desviación típica. Por tanto, habrá semanas en las que no se entre en el mercado.

La salida del mercado o venta de acciones se produce siempre, nunca se mantienen acciones de una semana para otra. Se vende cerca del máximo previsto, cuando el precio alcance el máximo previsto menos una desviación típica. Si la cotización no alcanza estos niveles, se venden las acciones al precio de cierre, al final de la semana, introduciendo una orden a mercado a las 17:29.

Se considera que solo se compra y vende una vez a lo largo de toda la semana, vendiendo todo lo comprado. También se consideran comisiones de 0.0213 €.

Para la estrategia simple, se plantea que se compran acciones de BBVA en la primera semana del año, con un precio entre el mínimo y el máximo. Para la simulación se toma el punto medio, de manera arbitraria. Esa posición se mantiene abierta hasta final de año, momento en el cual se vende al precio de cierre.

En la siguiente tabla se expone el rendimiento acumulado de la estrategia ideada para cada uno de los años, así como algunos valores con fines comparativos:

Comparativa de rendimientos: estrategia vs. mercado.					
Año	Estrategia	Estrategia simple	Inflación	IBEX	IBEXTR
2010	-864.68%	-42.37%	3.3%	-17.74%	-13.30%
2011	18.52%	-14.05%	2.0%	-13.46%	-8.16%
2012	167.19%	14.83%	2.7%	-4.56%	2.85%
2013	20.06%	19.17%	0.2%	18.93%	25.17%
2014	16.54%	-23.44%	-1.3%	3.58%	8.49%
2015	-41.20%	-17.55%	-0.3%	-8.11%	-4.62%
2016	203.17%	-3.10%	3.0%	-0.82%	3.73%
2017	-7.15%	23.41%	0.6%	7.62%	11.49%
2018	70.19%	-35.97%	1%	-15.35%	-11.86%
2019	49.62%	-1.96%	1.1%	-13.05%	17.92%
2020	13.65%	-0.26%	-	-	-
Rendimiento acumulado medio	-32.18%	-8.53%	1.36%	-1.68%	3.17%
Desviación típica	285.63%	21.58%	-	12.42%	12.85%
Rendimiento entre enero de 2010 y enero de 2020	-354.06%	-52.76%		-20.33%	29.53%

Fuente: elaboración propia con R.

Tras múltiples intentos, el único año que mejora al cambiar la estrategia es el del 2020. Hay que tener en cuenta que a estos efectos solo se valoraron 9 semanas, un horizonte temporal muy escaso en comparación con el resto de los años, evaluados en su totalidad. Para 2020, el precio al que se compra es el mínimo previsto más una desviación típica, y al que se vende es, o bien el máximo previsto más una desviación, o el de cierre.

El cuadro de resultados muestra que en algunos años la estrategia programada proporciona rendimientos superiores a la estrategia simple y a los índices. Durante el primer año, que es el de peores resultados, no se logra ninguna estrategia que pueda mejorar el rendimiento que refleja la tabla. No obstante, para el resto de los años, los

resultados son a veces positivos, si se valoran de manera individual, comparados con los índices, la inflación, o la estrategia simple. Pero si se evalúa el largo plazo, medido en forma de rendimientos acumulados, la estrategia es un fracaso. Los rendimientos acumulados en el largo plazo son muy negativos. La única alternativa de inversión positiva resulta ser el índice Ibex Total Return¹⁸. Adicionalmente, es conveniente tener en cuenta los siguientes aspectos.

A pesar de que en algunos años la estrategia programada supere al mercado, el riesgo, medido en forma de su desviación típica es enorme, de un 285.63%. Si se excluye el valor del primer año, la desviación resulta de un 77%, algo que sigue estando muy por encima de las desviaciones del resto de indicadores. Este dato refleja que el riesgo de una estrategia de entrada y salida en el mercado de manera semanal, para acciones de una sola compañía, durante 10 años, es muy elevado.

Segundo, para estas simulaciones, se asume que el error estándar de la regresión es constante a lo largo de las 527 semanas. Este supuesto no tiene por qué cumplirse al implementar la estrategia en tiempo real, momento en el que las variables del modelo irían cambiando con el paso de las semanas, al crecer los registros de precios.

En tercer lugar, conviene recordar que tanto las simulaciones como las distintas estrategias se están realizando con datos dados, de eventos que ya han sucedido. Los precios son a posteriori, algo que debería facilitar el desarrollo de estrategias que proporcionen ganancias. En una estrategia en tiempo real, la estrategia que fuese útil durante unas semanas no tendría por qué serlo las siguientes, o incluso siendo útil podría no ser la mejor.

Por último, es necesario volver a recordar el problema de la hipótesis conjunta que enuncia Fama. Este problema pone de manifiesto que, una vez detectados indicios de ineficiencia en el mercado, es difícil saber cuánta de esa ineficiencia se debe a un mal funcionamiento del mercado, y cuánta a un modelo mal especificado.

En síntesis, es cierto que los precios máximos y mínimos aparentemente presentan ineficiencia semi fuerte. Es cierto que dicha ineficiencia permite cierta previsibilidad. Sin embargo, tanto la previsibilidad como la estrategia han de ser juzgadas desde un punto de vista realista, que tenga en cuenta los supuestos mencionados. Si se analiza la estrategia

¹⁸ El Ibex35 Total Return es la versión del Ibex35 que sí incluye el valor de los dividendos.

en el largo plazo, no es posible superar al mercado, que proporciona rendimientos superiores asumiendo un riesgo menor.

5. CONCLUSIONES.

Este estudio se sirve de dos tipos de instrumentos econométricos para el análisis empírico. En primer lugar, los modelos ARMA y en segundo lugar los modelos VECM. El análisis con modelos ARMA está destinado a investigar si existe o no eficiencia informacional débil en las variables. Los resultados que se obtienen, resumidos para las cuatro variables en valores de R^2 que en ningún caso alcanzan el 3%, determinan que efectivamente sí existe eficiencia informacional débil. A pesar de que el pasado contiene una parte de información sobre el futuro de las variables, dicha parte es tan pequeña que resulta estadísticamente insignificante. El pasado de una serie de precios de acciones de BBVA no contiene información acerca del futuro de esa misma serie de precios.

Por su parte, el análisis con modelos VECM tiene su justificación en tratar de averiguar si existe eficiencia informacional semi fuerte para las variables. Para la serie de precios de cierre de BBVA y del índice NYSE se cumple esta eficiencia. Sin embargo, para el caso de los precios máximos y mínimos, los resultados son distintos. Con un R^2 del 33% para los rendimientos obtenidos a través de precios máximos y un R^2 del 35% para los mínimos, se concluye que se explica una parte de la realidad significativa. La eficiencia-informacional semi fuerte, y por extensión, la fuerte, no se cumplen para los precios máximos ni mínimos, puesto que, como muestra el análisis empírico, el resto de las variables sí que contienen información acerca del futuro de estas.

En contexto con la investigación de Caporin et al (2013), los resultados son similares, aunque los R^2 que se obtienen para las distintas acciones de su investigación resultan inferiores a los de este trabajo. Estas diferencias pueden tener su origen en que el estudio de Caporin et al (2013) utiliza modelos vectoriales de corrección de error fraccionarios y datos diarios, mientras que el trabajo aquí expuesto emplea modelos vectoriales de corrección de error sin ser fraccionarios, y con datos semanales. Su trabajo concluye que previsiones precisas sí pueden aportar valor a los rendimientos obtenidos al invertir siguiendo estrategias. Sin embargo, las previsiones que se exponen en el presente informe distan bastante de ser precisas, debido a su elevado error estándar. Bajo este escenario, no es posible desarrollar una estrategia que bata sistemáticamente a la estrategia simple de comprar y mantener. La eficiencia semi fuerte no se cumple para los precios máximos

ni mínimos, pero su previsibilidad sigue siendo una tarea compleja y difícil de desempeñar que escapa a nuestro alcance, al menos por el momento.

6. REFERENCIAS.

Trabajos e investigaciones anteriores:

- Fama, E. F., 1991. Efficient Capital Markets: II. *The Journal of Finance*, 46(5), pp. 1575-1617.
- Fama, E. F., 1995. Random Walks in Stock-Market Prices. *Financial Analysts Journal*, 51(1), pp. 75-80.
- Fama, E. F., 1998. Market efficiency, long-term returns, and behavioral finance. *Journal of Financial Economics*, 49(1), pp. 283-306.
- Flores de Frutos, R. 2014. Eficiencia versus exuberancia irracional. *Economistas*, (138), pp. 239-246.
- Markowitz, H., 1952. Portfolio Selection. *The Journal of Finance*, 7(1), pp. 77-91.
- Massimiliano Caporin, A. R. P. S. d. M., 2013. On the predictability of stock prices: A case for high and low prices. *Journal of Banking & Finance*, pp. 5132-5146.

Libros y manuales:

- Malkiel, B. G., 1996. *A Random Walk Down Wall Street*. 12 ed. Nueva York: WW Norton & Co.
- Rhea, R., 1993. *The Dow Theory*. Nueva York : Barron.
- Bellosta, C. J. G., 2018. *R para profesionales de los datos: una introducción*
- Wooldridge, J. M., 2010. *Introducción a la econometría: un enfoque moderno*. 4ª ed. Santa Fe: Cengage Learning Editores S.A..

Páginas web:

Investing: <https://es.investing.com/>

Yahoo Finance: <https://es.finance.yahoo.com/quote/BBVA?p=BBVA&.tsrc=fin-srch>

CNN Business: <https://money.cnn.com/data/markets/>

Biblioteca CUNEF: <http://biblioteca.cunef.edu/gestion/catalogo/>

Universidad Complutense de Madrid: <https://www.ucm.es/>

Instituto Nacional de Estadística: <https://www.ine.es/>

Revistas y bases de datos:

JSTOR: <https://www-jstor-org.bucm.idm.oclc.org/>

Journal of Finance Economics: <https://www.journals.elsevier.com/journal-of-financial-economics>

7. ANEXO.

En este apartado se muestra una explicación más detallada acerca de la construcción de la estrategia utilizando R, así como el código que se emplea.

```
#Una entrada y una salida semanal, 2010
#ESTRATEGIA 2010
library(readxl)
data2010 <- read_excel("data2010.xls")
View(data2010)

#Valores
devmax <- 0.032823
devmin <- 0.0369210
#Comprar cerca del mínimo
Pcompra <- data2010$Pmin
data2010$Pcompra <- Pcompra-devmin

#Entrada/no entrada de la orden
hubocompra <- ifelse(data2010$Mínimo < data2010$Pcompra, 1, 0)
data2010$hubocompra <- hubocompra

#Vender cerca del máximo-error o si no llega, vender al último.
Pventa <- ifelse(data2010$Máximo < data2010$Pmax-devmax, data2010$Último,
                data2010$Pmax-devmax )
data2010$Pventa <- Pventa

#Resultados
#Añadido cantidad comprada para futuros cambios y comisiones
Qc <- 1
Qv <- 1
Comision <- 0.0213
bfo <- ifelse(data2010$hubocompra == 1, ((Qv*Pventa-Qc*Pcompra)-Comision), 0)
data2010$Beneficio <- bfo

rdto <- ifelse(data2010$hubocompra ==1, ((bfo/Pcompra)*100), 0)
data2010$Rendimiento.Estrategia <- rdto

p.compra.simple <- (data2010$Máximo[1]+data2010$Mínimo[1])/2
p.venta.simple <- data2010$Último[50]
bfo.simple <- p.venta.simple-p.compra.simple-Comision
rdo.simple <- (bfo.simple/p.compra.simple)*100
rdo.simple
rdo.estrategia
rdo.estrategia <- mean(data2010$Rendimiento.Estrategia)
rdo.estrategia
write.csv(data2010, "estrategias2010.csv") #Guardada en csv
```

Se construye una carpeta para alojar el proyecto de las estrategias, la cual servirá como directorio. Si se quiere evaluar la estrategia año por año, se crean 10 archivos de Excel, uno con los datos de cada año (2010, 2011...). Tener todos los archivos en la carpeta directorio con nombres similares simplifica la tarea.

Se toma el primer año y se construye el código de tal manera que pueda reutilizarse para distintos años, con las menores alteraciones posibles. Se crean los objetos necesarios con sus correspondientes funciones. Muchas de ellas se irán añadiendo a la tabla original como nuevas columnas. Por ejemplo, para tener en cuenta si se entra o no en el mercado, se utilizan funciones condicionales del tipo `ifelse()`. Se crean funciones para los precios a los que se quiere entrar en el mercado y salir, siendo ambas dependientes de parámetros arbitrarios que se fijen (entrar al precio previsto - 0.5*desviación típica). Una vez

programado el código, se ejecuta y se toman medidas como la media del rendimiento anual o el rendimiento anual acumulado. Estos son los datos que aparecen en la tabla resumen del documento. Para analizar el resto de años, se utiliza el mismo código, se copia y se pega en nuevos scripts, se ejecuta y se evalúan los resultados.

Es aconsejable utilizar el mismo “environment” todo el tiempo y no eliminarlo. También es aconsejable crear los objetos de los resultados con nombres intuitivos (`rdo.simple3 = rendimiento estrategia simple 2013`, `rdo.simple4 = rendimiento estrategia simple 2014`). Si se hace de este modo, se puede construir una tabla final que resuma todos los resultados de cada año, para la estrategia simple y para la programada, lo que facilita el volcado de datos al documento.