

COLEGIO UNIVERSITARIO DE ESTUDIOS FINANCIEROS
GRADO EN ADMINISTRACIÓN Y DIRECCIÓN DE EMPRESAS

Trabajo de Fin de GRADO



MODELO ECONOMÉTRICO PARA LA
PREVISIÓN DE LA COTIZACIÓN BURSÁTIL
DE BOEING.

Autor: Martín Lobato, José Antonio

Tutor: Flores de Frutos, Rafael

Madrid, abril 2021

ÍNDICE.

1. RESUMEN.....	3
2. INTRODUCCIÓN.....	3
3. ANTECEDENTES.	5
3.1. HIPÓTESIS DE MERCADO EFICIENTE Y CRÍTICA.....	5
3.1.1. La Teoría de Fama.....	5
3.1.2. Finanzas Conductistas.	7
3.2. TÉCNICAS PARA LA VALORACIÓN DE LAS ACCIONES.	9
3.2.1. Análisis Fundamental.....	9
3.2.2. Análisis Técnico.....	10
3.2.3. Otras Técnicas de Valoración.	11
3.3. EL TRABAJO DE CAPORIN, RANALDO Y SANTUCCI.....	13
4. ANÁLISIS EMPÍRICO.....	15
4.1. ANÁLISIS EMPÍRICO SEMANAL.	16
4.1.1. Transformación de los datos.	16
4.1.2. Análisis Univariante y eficiencia débil.	17
4.1.3. Análisis de Intervención.	18
4.1.4. Relaciones de cointegración.....	19
4.1.5. El modelo VECM.	21
4.2. ANÁLISIS EMPÍRICO MENSUAL.	22
4.2.1. Transformación de los datos.	22
4.2.2. Análisis Univariante y eficiencia débil.	23
4.2.3. Análisis de intervención.....	23
4.2.4. Relaciones de cointegración.....	24
4.2.5. El modelo VECM.	25

5. ESTRATEGIA DE INVERSIÓN.....	26
5.1. ESTRATEGIAS BÁSICAS DEL MODELO SIN TRANSFORMAR.....	26
5.2. ESTRATEGIAS CON COEFICIENTE CORRECTOR Y STOP-LOSS.....	27
5.3. ESTRATEGIAS SEGÚN LA TENDENCIA.....	28
5.4. ESTRATEGIAS MIXTAS.....	29
5.5. ESTRATEGIAS MIXTAS MAXIMIZANDO TODO EL HORIZONTE.....	31
6. CONCLUSIONES.....	33
7. BIBLIOGRAFÍA.....	34

1. RESUMEN.

La cointegración entre máximos y mínimos facilita la predictibilidad de los precios de una acción, como demuestran en su trabajo Caporin Ranaldo y Santucci en 2013. Partiendo de esta base se elaboran dos modelos econométricos para el caso de Boeing, a los que se introducen notables diferencias con respecto al original propuesto por estos autores. Con la obtención de estos modelos vectoriales de corrección de error (uno semanal y otro mensual), se contrasta el grado de eficiencia del mercado, y se identifica el horizonte temporal ideal para realizar las previsiones. Asimismo, a través de estas herramientas se diseña una estrategia de inversión con mejores resultados que la clásica de comprar y mantener.

PALABRAS CLAVE: Modelo de corrección de error, análisis cuantitativo, cointegración, estrategia de inversión, eficiencia, técnicas de previsión, máximos y mínimos.

2. INTRODUCCIÓN.

El arte de la adivinación en la antigüedad fue uno de los más reputados, a él se encomendaban héroes y reyes por igual, sin embargo, estas prácticas oscuras fueron cayendo en el olvido bajo un halo legendario. Empero, esta situación cambia en el contexto de las bolsas mundiales como refugio a la incertidumbre, donde en vez de aves, astros o tripas, se busca el número, fórmula, patrón o palabra que plazca a las fuerzas del mercado. En esta búsqueda se enmarca esta obra. “Sucede que la familia toda de los adivinos es muy amante del dinero” (Sófocles, 441 a.c.).

El principal objetivo de este trabajo es profundizar en la capacidad predictiva de máximos y mínimos en el precio de una acción, continuando la línea de investigación iniciada por Caporin, Ranaldo y Santucci en 2013 para otras series temporales. Estos autores tras la inclusión de máximos y mínimos en un modelo de corrección de error, y su posterior transformación en una estrategia, lograron resultados mejores con respecto a otras técnicas bursátiles alternativas.

Además, se profundiza en la hipótesis de los mercados eficientes propuesta por Eugene Fama y su crítica por la escuela conductista, pues con los resultados provenientes del modelo se contrasta si en efecto el mercado es eficiente y en qué grado. Por otra parte, se revisa la literatura prevalente sobre los distintos métodos de previsión de los precios de las acciones, con el fin de determinar cuán posible es valorar una acción correctamente y ubicar este trabajo entre las distintas técnicas.

Los modelos elaborados son dos del tipo multivariante de corrección de error, uno semanal y otro mensual, para la empresa aeronáutica norteamericana Boeing. En este punto se realizan modificaciones significativas a la metodología propuesta por Caporin et al en su artículo de 2013, como es el cambio del horizonte temporal, la introducción de las variables explicativas del índice Dow Jones y el último, y el uso de diferencias enteras.

Adicionalmente, se establecen varias estrategias de entrada y salida basadas en la estimación de precios máximos y mínimos con las que derrotar a la estrategia de comprar y mantener. En este punto se estudian las distintas opciones para aprovechar esta mayor previsibilidad, con miras a determinar cuál es la metodología ideal y el horizonte temporal adecuado.

Este trabajo consta de las siguientes partes: en la sección tercera se exponen los fundamentos teóricos de la previsibilidad del precio de las acciones, la hipótesis de los mercados eficientes y las técnicas de valoración más significativas, especialmente la propuesta de Caporin et al. En la cuarta parte se detalla el análisis empírico seguido para la elaboración de los modelos econométricos vectoriales, la determinación de las relaciones de cointegración entre variables y en base a los resultados se analiza la eficiencia del mercado. Después, en la sección quinta, se exponen las posibles estrategias de entrada y salida fruto del modelo, que son comparadas con la posición de comprar y mantener. Por último, en el sexto epígrafe quedan plasmadas las conclusiones alcanzadas.

3. ANTECEDENTES.

La posibilidad de vaticinar los precios de las cotizaciones de bolsa es un asunto aún muy discutido en el ámbito académico, punto de confrontación entre los defensores de la hipótesis de los mercados eficientes de Fama y los que sostienen la irracionalidad de los agentes. Tal y como Fama reconoce en una publicación de 1991, tomando el pulso al estado de la cuestión, el consenso actual parece afirmar la dificultad de estimar los rendimientos de un título a corto plazo (diario, semanal o mensual), mientras que sostiene que a largo resulta posible con indicadores como la rentabilidad por dividendo o el beneficio por acción (Fama, 1991).

No obstante, la imposibilidad de estimar los precios a corto es puesta a tela de juicio con modelos como los de Caporin, Ranaldo y Santucci, que establecieron una estrategia diaria de entrada y salida con resultados sistemáticamente mejores a los de comprar y mantener (Caporin, et al., 2013). Y todo ello gracias a los máximos y mínimos diarios del valor, de naturaleza menos errática que los últimos precios, punto de partida que es seguido en este trabajo.

3.1. HIPÓTESIS DE MERCADO EFICIENTE Y CRÍTICA.

En sus inicios, el debate entre las teorías del mercado eficiente y las finanzas conductistas presentaba argumentos incompatibles entre sí, y aunque bien es cierto que progresivamente han ido acercando posturas, existen todavía grandes discrepancias entre los partidarios de sendas ideas. Las implicaciones de ambas escuelas respecto a previsibilidad de los rendimientos hacen indispensable su estudio, que permite ver si el presente modelo tendrá razón de ser, cómo es de esperar que se comporte y poder comparar sus conclusiones con los resultados empíricos obtenidos.

3.1.1. La Teoría de Fama.

La idea de que los rendimientos de las acciones se comportan como un paseo aleatorio de valor esperado cero se remonta a Bachelier, el cual inspirado por el conocido como

movimiento browniano – con el que se describe en física a partículas de un líquido o gas que se mueven aleatoriamente –, aplicó esta teoría al mundo bursátil.

Sin embargo, no fue hasta el famoso artículo de 1970 de Eugene Fama, cuando quedan definidos con claridad los que serían los pilares fundamentales de esta teoría de los mercados eficientes, cuya máxima es que en un mercado eficiente los precios reflejan completamente toda la información disponible (Fama, 1970). Es decir, que con la información existente (Ω_{t-1}) el mejor estimador del precio (o rendimiento) futuro, es el precio (o rendimiento) pasado más un ruido blanco (a_t), cuyo valor esperado por definición es cero.

$$E(\nabla P_t / \Omega_{t-1}) = E(\nabla P_{t-1} / \Omega_{t-1}) + E(a_t / \Omega_{t-1})$$

Para que este principio se produzca Fama establece una serie de condiciones, propias de un mercado perfectamente competitivo, como son la plena accesibilidad y gratuidad de la información o la inexistencia de costes de transacción, aparte de la intervención de muchos compradores y vendedores. Hipótesis un tanto idealistas como él mismo reconoce en su escrito (Fama, 1970), dado que es impensable que todos los agentes tengan el mismo acceso a la información y aun cuando los más profesionalizados la tuvieran, su acción en el mercado difícilmente podría mover los precios hasta su valor intrínseco.

Por otro lado, en este mismo artículo se divide el grado de eficiencia que puede alcanzar un mercado en tres segmentos según el tipo de información que recoja, débil, semifuerte y fuerte.

La débil hace referencia a aquella en la que el precio contiene toda la información histórica del mismo; este punto es ampliamente aceptado ya que cuando se crea una regresión de cualquier título de renta variable con su pasado, aunque tenga las primeras autocorrelaciones positivas y significativas, nunca logrará explicar más de un 5% de los rendimientos (Fama, 1970).

La semifuerte, según la cual la acción recoge toda la información pública disponible, es el tipo de eficiencia más debatida por los académicos. Dicha hipótesis se sustenta en cómo los mercados reaccionan a eventos de manera instantánea – en un día y en el signo esperable – (Fama, 1991), aunque tambalea un tanto, ante las posibilidades de

predicción de indicadores como el beneficio por acción, el dividendo por acción (Economic Sciences Prize Committee, 2013) o en este caso de los precios máximos y mínimos (Caporin, et al., 2013).

La eficiencia fuerte, que abarca a la información privilegiada es de muy difícil comprobación, puesto que incluso la existencia de esta información es muy discutible y su impacto, de existir, en los títulos de renta variable es sin duda insignificante; esto lo sostienen varios estudios que reflejan que los rendimientos de fondos de inversión no son mucho mejores, o son incluso peores que los del mercado (Jensen, 1968).

Pese a las evidentes limitaciones del modelo del paseo aleatorio en las acciones, este capta de una manera muy satisfactoria la naturaleza errática del mercado y lo difícil que es anticipar sus precios. Una realidad fundamentada en que el mercado de valores es uno de los más claros ejemplos de competencia perfecta.

3.1.2. Finanzas Conductistas.

La noción de irracionalidad en el mercado bursátil queda perfectamente ejemplificada en una analogía de Keynes en su Teoría General. En ella se compara a la bolsa con un concurso de belleza en el periódico, donde los jueces deben tratar de escoger entre muchas caras al candidato que se elegirá como más bello; para ganar es impensable que elijan su favorito y tampoco sería suficiente con intentar adivinar a qué candidato escogerían los demás, sino más bien habría que determinar cuál será la opinión promedio de la opinión promedio, proceso que puede repetirse en escalas sucesivas (Keynes, 1936).

La escuela conductista, muy influida por la psicología, sostiene la importancia de los sentimientos y percepciones humanas en la bolsa. Shiller defiende así la existencia de burbujas en “La exuberancia irracional”, a las que define como producto de una profecía autocumplida catapultada por la irrupción de varios factores (cuyo patrón se repite a lo largo de la historia): la creencia de entrar en una nueva era por los cambios tecnológicos, el mayor acceso a la información bursátil y su creciente popularidad, cambios culturales y demográficos, un entorno de baja inflación y en definitiva un momento de optimismo generalizado (Shiller, 2000).

Con la introducción de sesgos perceptuales estos autores sugieren una separación entre el precio y el valor intrínseco del título por la deriva irracional del mercado. Esta diferencia se percibe en ejemplos dados en el libro de Shiller de clara mala valoración y en su demostración de la excesiva volatilidad de los precios en el corto plazo – si son comparados con el valor presente de los dividendos –, de lo que se extrae una sobrerreacción de los agentes a las noticias (Economic Sciences Prize Committee, 2013).

Es decir que sólo con el tiempo se tiende a un acercamiento del precio al valor real del activo; esta noción se aprecia en un estudio de Fama y French de 1988, en el que usan la ratio de rentabilidad por dividendo para estimar el precio de una acción en distintos horizontes temporales, logrando explicar en ocasiones más del 25% en plazos superiores a dos años (Fama y French, 1988).

La aplicación de diversas teorías psicológicas a las finanzas conforma el pilar fundamental de esta escuela, campo en el que destacaron científicos sociales como Kahneman o Thaler. Kahneman y Tversky indujeron dudas sobre la racionalidad de los agentes económicos, los cuales, según sus experimentos valoran de distinto modo pérdida y ganancia, y actúan en base a juicios heurísticos, lo que significa que reducen problemas complejos a una serie de reglas sencillas, entre las que destacan la representatividad, disponibilidad o anclaje (Kahneman, 2002). Estas nociones, junto a los problemas de autocontrol y sobrerreacción que achaca Thaler a los agentes, explicarían en cierta medida el comportamiento de rebaño e ineficiencias que, aunque casi imperceptibles caracterizan todo mercado financiero (Thaler, 2017).

Aceptar la influencia de los sentimientos y percepciones de los agentes puede ser de gran utilidad para entender el comportamiento del mercado; sin embargo, no se debe llevar al extremo, la toma de decisiones racionales es en definitiva el objetivo de todo agente económico, y si este percibiera ineficiencias en su proceso decisorio, las corregirá tras su aprendizaje.

3.2. TÉCNICAS PARA LA VALORACIÓN DE LAS ACCIONES.

Muy en línea con la controversia de los mercados eficientes, la discusión en este punto gira en torno a la teoría del valor, uno de los debates clásicos de la economía. En ella, han existido multitud de líneas de pensamiento, aunque quizás la distinción más clara puede delimitarse entre aquellos que distinguen entre precio y valor (cuya popularidad inició Aristóteles), y los que afirman que el valor de un bien es aquello que se está dispuesto a pagar por él, es decir su precio. Tal controversia se contagió al mundo de los mercados financieros desde sus inicios y supuso la aparición de dos escuelas de pensamiento divergentes en su forma de entender la bolsa, la del análisis fundamental y la del análisis técnico.

Empero, no son totalmente incompatibles dado que como aventura Maikel en su “Paseo aleatorio por Wall Street”, muchas estrategias de inversión exitosas emplean el fundamental para seleccionar aquellos activos con potencial y el técnico para elegir los momentos ideales de entrada y salida (Malkiel, 1973).

Aparte, más adelante el mundo académico intentó desarrollar varios modelos matemáticos con los que explicar los precios del mercado de valores, incluyendo elementos de sendas posturas. Este es un análisis más cuantitativo del precio que tiene en mente la fijación de reglas decisorias objetivas. Es en este lugar donde se encuentra el modelo presente, inspirado por las conclusiones de Caporin et al de 2013.

3.2.1. Análisis Fundamental.

El análisis fundamental es aquel que considera que el precio no representa el valor de las acciones, por lo que emplea todo tipo de información financiera (del país, del sector y de la empresa) para calcular el valor intrínseco de la compañía, al que el analista espera que tienda el precio en el largo plazo (Malkiel, 1973).

Las técnicas más prevalentes para estimar el valor real de un activo de renta variable se pueden agrupar en tres categorías: el descuento de flujos de caja, el descuento de dividendos (el modelo de Gordon), o el método de valoración por múltiplos, donde se comparan ciertas ratios de la industria con las de la empresa.

De este modo, según unos de los mayores exponentes de este análisis Graham y Dodd, para distinguir el valor intrínseco es menester tener en cuenta factores cuantitativos, como los activos, los ingresos, los dividendos futuros y las expectativas, – realidades distintas de la manipulación artificial de los precios y los excesos psicológicos –. Todo ello sin omitir otros factores de una índole más cualitativa, como la posición en la industria, la localización de la empresa, su estrategia y gestión o las perspectivas de crecimiento (Graham y Dodd, 1940).

No obstante, aunque sea la dominante en Wall Street esta no es una técnica infalible; Maikel nos advierte que puede presentar problemas por tres vías, el uso de una información errónea, la mala estimación del analista o que el mercado no corrija su valoración incorrecta (Malkiel, 1973). Adicionalmente, según Graham el análisis puede estar viciado por la inestabilidad de los tangibles y el creciente papel de lo intangible, de difícil valoración (Graham y Dodd, 1940).

3.2.2. Análisis Técnico.

El análisis técnico trata de responder a la pregunta de cuándo invertir y no tanto en qué invertir, y se refiere al estudio de la acción en sí misma, pues considera que tratar de determinar el valor intrínseco es una tarea fútil y que el mejor estimador será en todo caso el precio (Edwards, et al., 2019).

Los analistas técnicos, en línea con la teoría de los mercados eficientes, asumen que el precio comprende toda la información que le pueda afectar, desde las estimaciones de los fundamentalistas hasta los sentimientos generales de los inversores. Por ello lo importante para esta escuela es poder ser capaz de anticipar el comportamiento del valor, del que no necesitarían ni el nombre, tratándose las herramientas del analista técnico las gráficas en sus varias formas y escalas (Malkiel, 1973).

El origen del análisis técnico se encuentra en la “Teoría de Dow”, cuyo principio básico es que las medias lo descuentan todo, es decir que todo se encuentra incluido en el precio. También reconocen la existencia de tres tendencias en el mercado, primarias (anuales o más largas), secundarias (semanales o mensuales) y terciarias (diarias), que se comportarían como la marea, el oleaje y las ondas de agua en la playa (Edwards, et

al., 2019). Por ello, con el fin de detectar la tendencia y sacarle provecho, sus partidarios se equipan con dos técnicas, el análisis de osciladores y el análisis chartista.

La efectividad de estos métodos, especialmente los fundamentados en el chartismo han sido muy criticados por el mundo académico, especialmente tras algunos famosos fracasos de sus defensores. El análisis técnico según Malkiel tiene varios grandes defectos, los costes de transacción que genera y que, al comportarse los precios como un paseo aleatorio, no hay tendencias claras. Y por si no fuera suficiente, si una teoría así se produjera y esta se difundiera, la acción de los inversores sobre el mercado anularía dicha ventaja (Malkiel, 1973).

3.2.3. Otras Técnicas de Valoración.

Ante los fallos de sendos análisis, el mundo académico acudió al rescate de los inversores para encontrar una explicación lógica al comportamiento los precios, sin nunca perder de vista el debate en torno a la eficiencia de los mercados, que contrastarían estos autores con sus modelos.

3.2.3.1. El CAPM (Capital Asset Pricing Model).

La publicación de la teoría de Harry Markowitz sobre cómo la diversificación logra eliminar el riesgo intrínseco de los valores, permaneciendo tan sólo el sistemático, revolucionó el mundo de las finanzas (Economic Sciences Prize Committee, 2013). Gracias a su introducción y posterior desarrollo por autores como Sharpe o Tobin – impulsor de la Capital Market Line (CML) –, con esta teoría se resolvió uno de los dos aspectos claves de las estrategias bursátiles, la de qué cartera construir, siendo aquella eficiente que corte con nuestra curva de indiferencia (Sharpe, 1964).

Quedaba por tanto tan solo por resolver el segundo de los problemas que describe Markowitz en su magnum opus, el de tras la experiencia y el estudio determinar el rendimiento futuro de los valores (Markowitz, 1952).

Así pues, no es de extrañar que uno de sus discípulos, William Sharpe se afanara en aquella tarea, desarrollando uno de los modelos más relevantes en el mundo de las finanzas, el “Capital Asset Pricing Model” (CAPM a partir de ahora). El cual en palabras

de Sharpe es una teoría positiva cuyo objeto es determinar los precios de activos de capital en un mercado competitivo (Sharpe, 1990).

Este modelo supuso la aparición de la beta en el mundo de las finanzas, indicador que expresa la relación entre el rendimiento de la acción o cartera con el del mercado. Más adelante tras la sugerencia de Black de sustituir la utilidad marginal social de la riqueza con el libre de riesgo se llegaría la expresión más extendida del CAPM (Sharpe, 1990):

$$E_i = R_f + (E_m - R_f)\beta_{im}$$

Como se aprecia en la expresión, existe una relación lineal entre el rendimiento y la beta (el riesgo), lo que daría lugar a la “Security Market Line”. Aun cuando la beta aporta información valiosa al análisis, el modelo falla a la hora de predecir los rendimientos de las acciones, como se ilustra en “Un paseo aleatorio por Wall Street” una beta mayor no siempre permite alcanzar rendimientos superiores, y esta es inestable en el tiempo (Malkiel, 1973).

3.2.3.2. El CCAPM (Consumption-based Capital Asset Pricing Model).

El CCAPM es una extensión del CAPM, que pone el foco en que la cartera se diseña para obtener un consumo en un tiempo y con un perfil de riesgo determinado. De este modo, trata de unir las preferencias de consumo con el comportamiento del inversor (Economic Sciences Prize Committee, 2013).

En él se parte de un agente representativo que dado un conjunto de información busca maximizar su utilidad, la cual depende del consumo y la tasa de descuento subjetiva, beta. Esto está sujeto a una restricción presupuestaria de donde se extrae la función que maximiza la utilidad, que se puede reformular para despejar el precio del activo; con lo que el precio, con una información dada, sería función de la tasa marginal de sustitución entre el consumo futuro y presente multiplicado por lo que rinde el activo.

Su principal problema era la dificultad de estimar el modelo, que quedó resuelto con el desarrollo del GMM (Generalized Method of Moments) por parte de Hansen. Este método transformó radicalmente el mundo de la econometría al proveer los mecanismos necesarios para poder estimar modelos dinámicos con datos de panel (Economic Sciences Prize Committee, 2013).

3.2.3.3. La APT (Arbitrage Pricing Theory).

El APT es una teoría desarrollada por Stephen Ross que también parte del CAPM, cuya beta desagrega en otras betas (de suma uno) a las que pondera con un factor theta. Por ello, según este modelo la prima de riesgo de un activo es igual a la suma de primas de riesgo ponderadas por los coeficientes betas de dicho título (Ross, 1976). De este modo, señala la posibilidad de construir un modelo alternativo al CAPM, concebido como una matriz de “n” activos y “m” estados que afectan al precio, de donde se estiman las betas de cada combinación, y que permitiría calcular el precio esperado (Ross, 1976).

Aunque en su primer trabajo tan solo barrunta alguno de los estados que pueden ser relevantes a la hora de determinar la prima de riesgo, la idea de construir un modelo multifactorial para determinar el precio caló hondo en el mundo académico, proliferando varios estudios con el fin de determinar estos coeficientes.

3.2.3.4. El Modelo de Tres Factores de Fama y French.

Una de las variantes del CAPM que mayor éxito logró, llegando a explicar un porcentaje significativo de los rendimientos, fue la concebido por Fama y French en 1992. En ella se parte del CAPM tradicional, al que, inspirados por la teoría de Ross, se le añaden dos términos adicionales, el “small-minus-big” en cuanto a valor de mercado y el “high-minus-low” de la ratio valor contable entre precio (Fama y French, 1993).

3.3. EL TRABAJO DE CAPORIN, RANALDO Y SANTUCCI.

El trabajo de Caporin et al se fundamenta en el estudio de máximos y mínimos, lo cual está fuertemente ligado al del rango de una acción, y por ende a su variabilidad. Una de las más importantes contribuciones en el estudio del rango fue la de Parkinson, que en 1980 demostró que esta diferencia entre los precios máximos y mínimos es un estimador eficiente de la varianza de la acción (Parkinson, 1980). Al mismo tiempo, para explicar la volatilidad de los precios estaban apareciendo multitud de modelos ARCH (Autorregressive Conditional Heteroskedasticity), como se detalla en la publicación de Bollerslev, con el objeto de anticipar dicha fluctuación (Bollerslev, et al., 1992).

Adicionalmente, un estudio de Schwert demostró que la varianza de un título no es siempre constante en el tiempo, habiendo llegado a oscilar entre el dos y el veinte por ciento mensual en el periodo de 1857 a 1987, siendo especialmente alta en los periodos de recesión y correlacionada con el volumen (Schwert, 1989). Pese a ello, quedó patente la mayor facilidad para pronosticar el rango futuro con respecto al último precio, y por tanto los precios máximos y mínimos de un valor.

Así pues, encuadrados en el grupo de autores cuantitativos, aunque con gran influencia de las teorías del análisis técnico, Caporin, Ranaldo y Santucci crearon en 2013 un modelo vectorial de corrección de error fraccional (FVECM), con el que poder augurar el comportamiento de los máximos y mínimos diarios. Dicho modelo buscaba aprovechar esta estabilidad a largo plazo del rango, para así establecer una estrategia diaria de compraventa en cada valor del Dow Jones Industrial (Caporin, et al., 2013). Gracias a él obtuvieron unas predicciones con las que crear una estrategia que se mostró muy superior en nivel de rendimiento esperado a otras más clásicas, como son la de comprar y mantener, basadas en medias móviles (mensual y semanal), un paseo aleatorio, un modelo GARCH (generalizado de heterocedasticidad condicional autorregresiva) y un modelo VECM (vectorial de corrección de error).

Esta mayor capacidad predictiva está fundamentada en la existencia de fuerzas económicas que revierten las posibles divergencias del rango, que tiene memoria; mínimo y máximo están cointegrados, razón por la que es posible establecer una estrategia de inversión exitosa en base a su previsibilidad.

En vistas a su gran contribución, que permite predecir de una manera razonable los rendimientos en periodos muy breves de tiempo, se ha decidido emular su trabajo introduciendo notables cambios, con el objeto de construir una estrategia bursátil exitosa.

4. ANÁLISIS EMPÍRICO.

Esta parte del trabajo continúa la línea de investigación iniciada por Caporin et al, enfocada en el estudio de los máximos y mínimos, para la subsecuente construcción de una estrategia de inversión, en el caso de Boeing. Más adelante se demuestra que máximos, últimos y mínimos están cointegrados, con lo que la metodología aplicada es la requerida para la elaboración de modelos vectoriales de corrección de error (VECM), de los que se desarrollan uno semanal y otro mensual; un tipo de modelos permiten captar las relaciones dinámicas entre las variables. Adicionalmente se alberga el propósito de contrastar la teoría de los mercados eficientes de Fama y mostrar el horizonte temporal en el que estos VECM son más eficaces.

Los modelos de Boeing se estiman siguiendo las directrices propuestas por Caporin y Ranaldo en su publicación de 2013, con varias salvedades: el empleo de datos semanales y mensuales (no diarios), y la construcción del modelo a partir de cuatro variables – el máximo, el último, el mínimo y el índice Dow Jones Industrial –. Además, se usan diferencias enteras y no fraccionales para simplificar el análisis (Caporin, et al., 2013).

Al extender el intervalo temporal con respecto al aconsejado por Caporin et al, se intenta aislar de mejor manera el ruido producido por eventos y cambios en las expectativas. Este ruido del que habla Black en su escrito de 1986 es tan susceptible de generar beneficios como de arruinar una buena estrategia de inversión si no es gestionado adecuadamente, con lo que es menester reducir sus facetas arbitrarias para poder sacar provecho de sus movimientos habituales (Black, 1986).

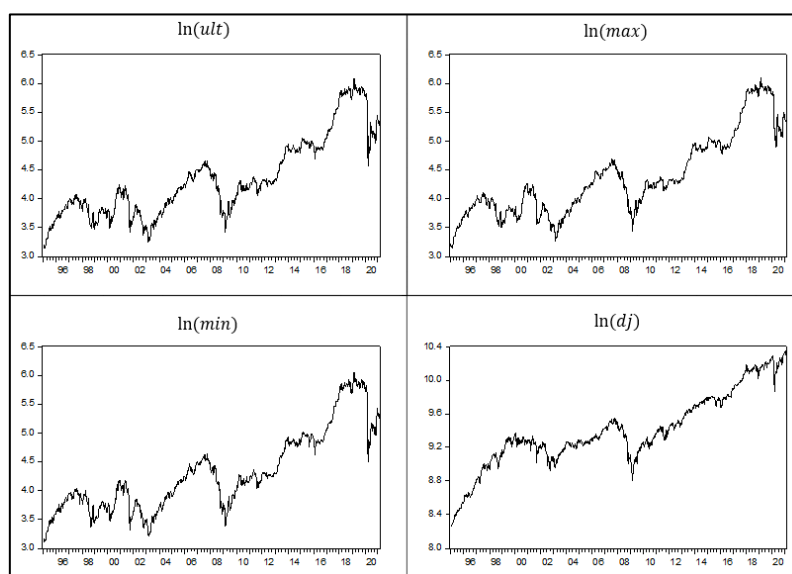
También es esperable que la adición de las variables del Dow Jones y del último precio aporten capacidad predictiva al modelo, hipótesis que se comprueba posteriormente.

Los datos de la muestra de la compañía Boeing abarcan en el caso semanal desde el dos de enero de 1995 hasta el ocho de febrero de 2021 (1363 observaciones); mientras que en el caso mensual comprenden desde el uno de febrero de 1995 hasta el treinta y uno de enero de 2021 (331 observaciones).

4.1. ANÁLISIS EMPÍRICO SEMANAL.

4.1.1. Transformación de los datos.

El primer paso a la hora de construir un modelo vectorial es la creación de modelos univariantes con el objetivo de tener una referencia con la que comparar los resultados posteriores. Para ello se utilizan los precios máximos (max), últimos (ult) y mínimos (min) de Boeing y el valor del Dow Jones Industrial Average (dj) en datos semanales desde 1995 hasta febrero de 2021. En adelante en sus logaritmos neperianos aparecen como $\ln(\max)$, $\ln(\text{ult})$, $\ln(\min)$ y $\ln(\text{dj})$, mientras que en sus primeras diferencias como $\nabla\ln(\max)$, $\nabla\ln(\text{ult})$, $\nabla\ln(\min)$ y $\nabla\ln(\text{dj})$. A continuación, se encuentran los gráficos resultado de la transformación logarítmica de dichas variables, una modificación indispensable para inducir normalidad y homocedasticidad, y facilitar su posterior interpretación:



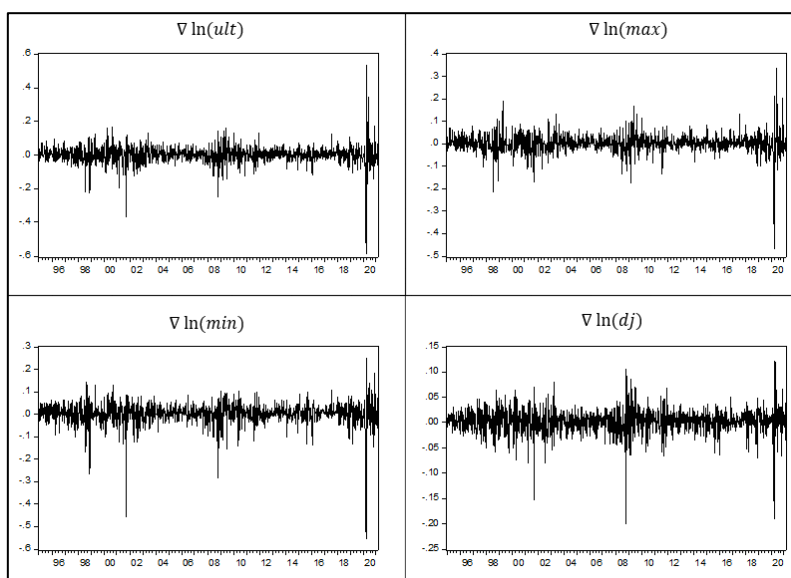
Elaboración propia con E-views.

Estas series temporales muestran una clara tendencia positiva, por lo que nos hallamos ante unas variables no estacionarias. El sentido común señala que habría que tomar una diferencia regular con el fin de transformarlas en variables estacionarias y así poder operar con ellas. Para reafirmarlo se realiza el contraste de Dickey-Fuller para cada variable en logaritmos, que indica que en efecto es necesario tomar una diferencia regular en cada una para que sean integradas de orden cero (Dickey y Fuller, 1979). Con este propósito se crean nuevas variables derivadas de las anteriores, resultado de la diferencia entre un valor de la serie temporal logarítmica y su anterior:

Dickey-Fuller Test modelos univariantes				
$\alpha = 10\%$	$\ln(dj)$	$\ln(min)$	$\ln(ult)$	$\ln(max)$
Estadístico t	-1.4469	-1.5541	-1.3737	-1.3465
P-valor	0.5604	0.5059	0.5965	0.6096
	$\nabla \ln(dj)$	$\nabla \ln(min)$	$\nabla \ln(ult)$	$\nabla \ln(max)$
Estadístico t	-40.1006	-31.5496	-41.0789	-32.9800
P-valor	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000

*Nivel de significación usado del 10%.

Aceptamos las hipótesis nulas de que las variables en logaritmos son no estacionarias, pero las rechazamos al tomar una primera diferencia regular, las originales son integradas de orden uno. Los gráficos confirman lo postulado por el test, al presentar un proceso que oscila en torno a una media constante y con las varianzas estables:



Elaboración propia con E-views.

4.1.2. Análisis Univariante y eficiencia débil.

Una vez conseguidas las variables aleatorias estacionarias es posible construir sus procesos generadores expresados como modelos univariantes autorregresivos de media móvil ARMA. Estos modelos provienen del análisis de los correlogramas parciales y regulares, e indican ante qué tipo de proceso nos encontramos. En la fase de diagnóstico por ser series temporales estacionarias en logaritmos se supone dada la normalidad y homocedasticidad, mientras que la ausencia de autocorrelación se determina con el estadístico Ljung-Box, que contrasta si los residuos son ruido blanco, es decir de valor esperado cero y varianza constante. La expresión típica de los modelos ARMA es la siguiente (Box et al., 2016):

$$W_t = \delta + \varphi_1 W_{t-1} + \dots + \varphi_p W_{t-p} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \dots - \theta_q a_{t-q}$$

No se aprecian grandes diferencias entre los correlogramas parciales y regulares dentro de cada variable, con lo que se construyen modelos autorregresivos (AR), proceso más lógico que los de media móvil, que en el fondo son autorregresivos de orden infinito. Por este motivo se decide que es la autocorrelación parcial la que corta, presentando la regular estructura. Estos son los coeficientes estimados por mínimos cuadrados ordinarios con un nivel de significación del 10%:

$\alpha = 10\%$	$\nabla \ln(dj)$	$\nabla \ln(min)$	$\nabla \ln(ult)$	$\nabla \ln(max)$
δ	-	-	-	-
$\phi(1)$	-0.0818	0.1545	-0.0999	0.1124
$\phi(2)$	0.0592	-	0.0651	-
$\phi(3)$	-	-	-	-
$\phi(4)$	-0.0660	-	-0.1040	-
R^2	0.0144	0.0227	0.0245	0.0111
Ljung-Box (6)	0.5240	0.4390	0.9780	0.6220

*Nivel de significación usado del 10%.

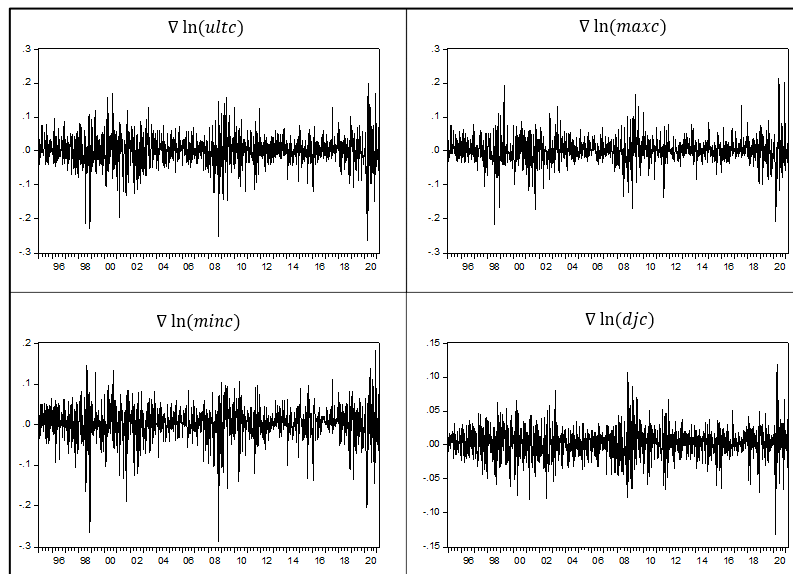
Como se muestra en la tabla la capacidad predictiva de estos modelos es muy pobre sobre los precios de Boeing y los últimos valores del Dow Jones, con R^2 que no llegan al 3%. De ello se extrae que el pasado de las variables no tiene gran información sobre el presente de estas, lo que confirma la hipótesis débil de los mercados eficientes.

4.1.3. Análisis de Intervención.

Ante la manifiesta existencia de valores atípicos en las variables del modelo, se ha procedido a realizar un análisis de intervención, es decir de corrección de dichas anomalías con el fin de evitar que afecten a los resultados del modelo. Con el propósito de corregirlos se han sustituido estos valores anómalos que sobresalen excesivamente en el gráfico de diferencias por variables impulso, para así evitar de distorsionen el análisis (Box et al., 2016). Los valores corregidos son los siguientes: en el logaritmo del máximo el 01/06/20 y el 16/03/20; en el logaritmo del último el 09/03/20 y el 16/03/20; en el logaritmo del mínimo el 17/09/01, 09/03/20, 16/03/20 y 23/03/20; y por último en el logaritmo del Dow Jones el 17/09/01, 06/10/08 y 16/03/20.

La mayoría de estos valores atípicos se encuentran en marzo de 2020, momento en el que la pandemia afectó de gran manera a la cotización de Boeing por la incertidumbre

generada en el sector turístico. Asimismo, es llamativo cómo los valores extremos del Dow Jones son coincidentes con las crisis financieras más recientes.



Elaboración propia con E-views.

Dickey-Fuller Test modelos intervención				
$\alpha = 10\%$	$\ln(djc)$	$\ln(minc)$	$\ln(ultc)$	$\ln(maxc)$
Estadístico t	-1.4765	-1.3837	-1.3629	-1.3409
P-valor	0.5454	0.5916	0.6017	0.6123
	$\nabla \ln(djc)$	$\nabla \ln(minc)$	$\nabla \ln(ultc)$	$\nabla \ln(maxc)$
Estadístico t	-38.7347	-32.2877	-37.7352	-31.0031
P-valor	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000

$\alpha = 10\%$	$\nabla \ln(djc)$	$\nabla \ln(minc)$	$\nabla \ln(ultc)$	$\nabla \ln(maxc)$
δ	0.0016	-	-	0.1730
$\phi(1)$	-0.0494	0.1319	-	-
$\phi(2)$	-	-	0.0589	-
R^2	0.0024	0.0160	0.0022	0.0282
Ljung-Box (6)	0.5340	0.7970	0.1930	0.6350

*Nivel de significación usado del 10%.

El resultado son unas variables estacionarias con varianzas más consistentes en el tiempo y unos procesos univariantes más próximos al ruido blanco, y por ello con menor capacidad predictiva. Por tanto, se refuerza la hipótesis débil de los mercados eficientes. Las variables con una "c" al final de su nombre son en adelante las corregidas.

4.1.4. Relaciones de cointegración.

En la construcción de un modelo vectorial de corrección de error, el siguiente paso es la determinación del orden P, que fijará el número de retardos a incluir. Para ello, se crea

un modelo VAR en niveles al que, a través de E-views, se obtienen los diversos métodos para esclarecer su orden P. En este análisis el método de Akaike señala que se deben incluir cinco retardos, mientras que el de Schwarz dos, en vista de esto se opta por el criterio más conservador tomando cinco para evitar problemas.

Lag	Akaike	Schwarz	Hannan-Quinn
0	-7.125435	-7.110051	-7.119675
1	-18.52829	-18.45137	-18.49949
2	-18.61219	-18.47373*	-18.56035
3	-18.66898	-18.46898	-18.59409
4	-18.69905	-18.43751	-18.60112*
5	-18.71831*	-18.39523	-18.59734
6	-18.71719	-18.33258	-18.57318

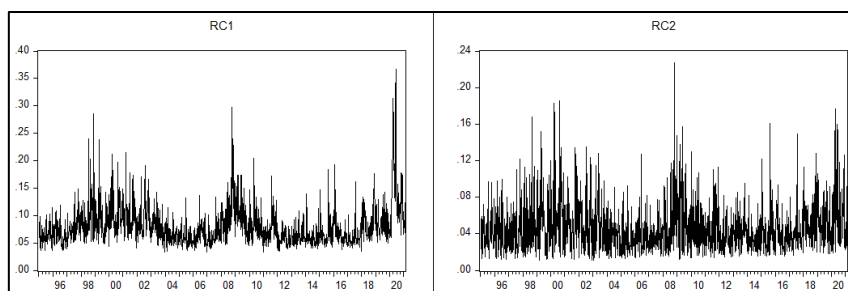
Con este orden P igual a cinco se aplica el método de Johansen para obtener el número de relaciones de cointegración, que señala que el último está cointegrado con el máximo y el mínimo (Johansen y Juselius, 1988). De este modo, según el teorema de Engle y Granger, de un total de tres posibles relaciones de cointegración finalmente existen dos, no estando el Dow Jones cointegrado con ninguna otra variable (Engle y Granger, 1987).

Nº RC	Eigenvalue	Estadístico	Valor Crítico	P-valor ($\alpha=10\%$)
Ninguna *	0.144856	294.4479	29.79707	0
Como mucho 1 *	0.056995	81.94066	15.49471	0
Como mucho 2	0.001654	2.247651	3.841465	0.1338

Para contrastar los resultados de Johansen se recurre al método de Engle y Granger, el cual muestra como en la regresión de las variables cointegradas sus residuos son ruido blanco, y que arroja unos valores muy próximos a los de Johansen para dichas relaciones. Así pues, las relaciones de cointegración son las siguientes:

$$RC1 = \nabla lmaxc - 0.995518 \nabla lminc$$

$$RC2 = \nabla lultc - 0.996854 \nabla lminc$$



Elaboración propia con E-views.

El sentido común y la gran similitud de los gráficos apoyan esta hipótesis, pues es razonable pensar que existen fuerzas económicas que impidan que el último se separe excesivamente del máximo y mínimo, o que máximo y mínimo puedan divergir en exceso durante periodos prolongados de tiempo.

4.1.5. El modelo VECM.

Al haber variables cointegradas, se rechaza la posibilidad de construir un modelo VAR de primeras diferencias, pues sería de orden infinito. Por este motivo es necesario elaborar un modelo vectorial de corrección de error (VECM en adelante). El orden P-1 de este VECM con las variables en diferencias será de cuatro –el del modelo VAR en niveles era de cinco –, y portará adicionalmente dos relaciones de cointegración. Se ha empleado un nivel de significación del 10%, aunque se han mantenido dos variables que estaban muy próximas (inferiores al 15%), porque retirarlas distorsionaba los resultados. Estos coeficientes son estimados por mínimos cuadrados ordinarios (Wooldridge, 2020), y dan en todas las variables unos residuos ruido blanco según el contraste de Ljung-Box.

$\alpha = 10\%$	$\nabla \ln(djc)$	$\nabla \ln(minc)$	$\nabla \ln(ultc)$	$\nabla \ln(maxc)$
C	0.0017	-0.0110	0.0093	0.0117
RC1(-1)	-	-0.2100	0.0691	-0.4400
RC2(-1)	-	0.6210	-0.2960	0.5431
$\nabla \ln(djc)(-1)$	-0.1055	0.0837	-	-
$\nabla \ln(djc)(-2)$	-	-	-	-
$\nabla \ln(djc)(-3)$	-	0.1220	0.0812	-
$\nabla \ln(djc)(-4)$	-	0.1609	0.1604	-
$\nabla \ln(minc)(-1)$	-	-0.3079	-	0.1478
$\nabla \ln(minc)(-2)$	-	-0.2384	-	0.1267
$\nabla \ln(minc)(-3)$	-	-0.0670	-	0.1706
$\nabla \ln(minc)(-4)$	-	-	-	0.0813
$\nabla \ln(ultc)(-1)$	0.0430	0.1907	-	0.1855
$\nabla \ln(ultc)(-2)$	0.0354	0.1328	-	0.1400
$\nabla \ln(ultc)(-3)$	-	-	-	-
$\nabla \ln(ultc)(-4)$	-	-0.1253	-0.1143	-0.1071
$\nabla \ln(maxc)(-1)$	-	0.2867	0.1386	-0.2466
$\nabla \ln(maxc)(-2)$	-0.0415	0.1308	-	-0.2377
$\nabla \ln(maxc)(-3)$	-0.0552	0.0918	-	-0.0938
$\nabla \ln(maxc)(-4)$	-	0.0625	-	-0.0718
R^2	0.0186	0.3340	0.0343	0.3304
Ljung-Box (6)	0.7680	0.6270	0.7880	0.9110
Desv. Típica	0.0226	0.0348	0.0446	0.0313

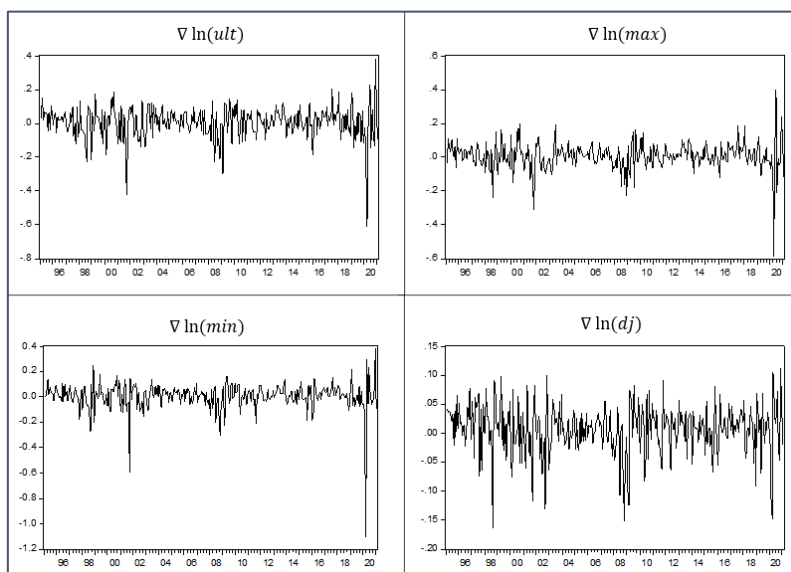
*Nivel de significación usado del 10%.

Los altos R^2 de los máximos y mínimos, que en este caso rondan el 30% (en otros casos se han reportado más altos), señalan grandes posibilidades predictivas de dichas variables explicativas. La teoría de los mercados eficientes en su aspecto semifuerte se debilita por la posibilidad de augurar los máximos y mínimos con información pública. En cambio, se reafirma en la imprevisibilidad del último, cuya estimación no mejora con respecto a la de un modelo univariante, ni aun incluyendo variables adicionales.

4.2. ANÁLISIS EMPÍRICO MENSUAL.

4.2.1. Transformación de los datos.

En esta parte, de una manera más breve, se detalla la construcción del modelo mensual, el cual mantiene la notación y abarca el mismo horizonte temporal (1995-2021) que el semanal. Las series temporales también aquí presentan una clara tendencia en su forma logarítmica, por lo que tras contrastar su estacionariedad con el contraste de Dickey-Fuller (Dickey y Fuller, 1979), se toma una diferencia regular.



Elaboración propia con E-views.

Dickey-Fuller Test modelos univariantes				
$\alpha = 10\%$	$\ln(dj)$	$\ln(min)$	$\ln(ult)$	$\ln(max)$
Estadístico t	-1.6070	-1.5401	-1.4934	-1.2808
P-valor	0.4778	0.5121	0.5359	0.6393
	$\nabla \ln(dj)$	$\nabla \ln(min)$	$\nabla \ln(ult)$	$\nabla \ln(max)$
Estadístico t	-17.3733	-18.3719	-16.7474	-15.4011
P-valor	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000

*Nivel de significación usado del 10%.

4.2.2. Análisis Univariante y eficiencia débil.

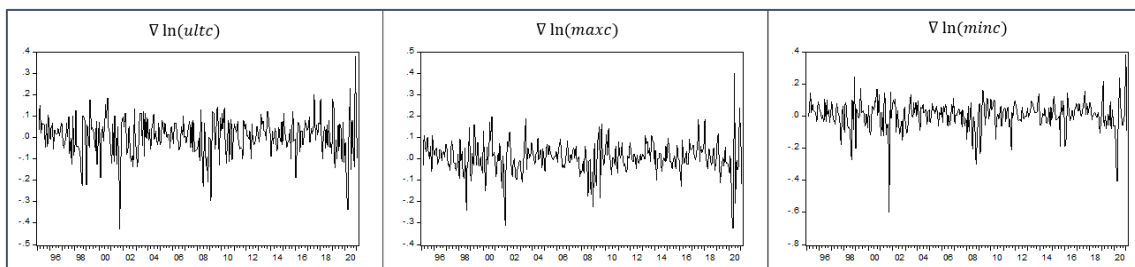
Acto seguido se construyen los modelos ARMA, cuya validez es diagnosticada aceptando que sus residuos se comporten como ruido blanco con el estadístico Ljung-Box. Su capacidad predictiva es incluso menor que la que arrojan los modelos univariantes mensuales, pues sus procesos son más próximos al ruido blanco. La eficiencia débil se pone de relieve con estos resultados, donde el último se comporta directamente como un paseo aleatorio.

$\alpha = 10\%$	$\nabla \ln(dj)$	$\nabla \ln(min)$	$\nabla \ln(ult)$	$\nabla \ln(max)$
δ	0.0069	-	0.0069	-
$\phi(1)$	-	-	-	0.1568
$\phi(2)$	-0.0773	0.0798	-	-0.1076
$\phi(3)$	-	-	-	0.1291
R^2	0.0060	0.0022	0.0000	0.0353
Ljung-Box (6)	0.8840	0.7380	0.9660	0.7100

*Nivel de significación usado del 10%.

4.2.3. Análisis de intervención.

Como se aprecia en los gráficos de diferencias en las series mensuales sigue habiendo valores extremos, salvo en el Dow Jones. Para minimizar su impacto se emplea una variable impulso para marzo de 2020 en el mínimo y último, y otra para abril de 2020 en el máximo (Box et al., 2016). Posteriormente, el contraste de Dickey-Fuller nos confirma que ha de tomarse una diferencia regular (Dickey y Fuller, 1979).



Elaboración propia con E-views.

Dickey-Fuller Test modelos intervención			
$\alpha = 10\%$	$\ln(minc)$	$\ln(ultc)$	$\ln(maxc)$
Estadístico t	-1.3638	-1.4673	-1.2522
P-valor	0.6002	0.5491	0.6523
	$\nabla \ln(minc)$	$\nabla \ln(ultc)$	$\nabla \ln(maxc)$
Estadístico t	-15.7865	-16.5172	-15.9043
P-valor	0.0000	0.0000	0.0000

$\alpha = 10\%$	$\nabla \ln(djc)$	$\nabla \ln(minc)$	$\nabla \ln(ultc)$	$\nabla \ln(maxc)$
δ	0.0069	-	0.0069	-
$\phi(1)$	-	0.1104	-	0.1035
$\phi(2)$	-0.0773	-	-	-
R^2	0.0060	0.0067	0.0000	0.0026
Ljung-Box (6)	0.8840	0.9370	0.7850	0.7770

*Nivel de significación usado del 10%.

4.2.4. Relaciones de cointegración.

El modelo VAR por niveles revela un orden $P = 3$ si nos atenemos al criterio con un resultado más conservador, en este caso el de Akaike.

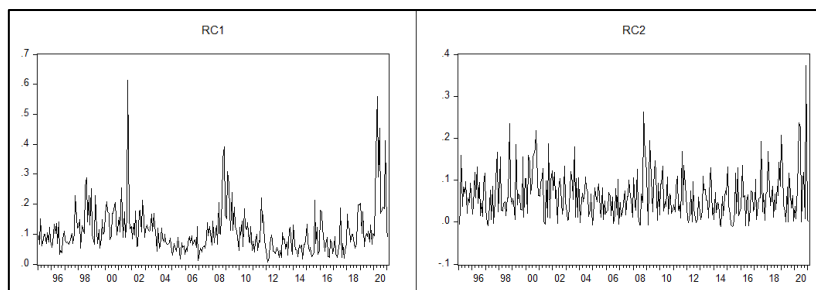
Lag	Akaike	Schwarz	Hannan-Quinn
0	-4.329578	-4.280787	-4.310062
1	-13.0466	-12.80265*	-12.94903
2	-13.15481	-12.71569	-12.97917*
3	-13.22636*	-12.59207	-12.97266
4	-13.19635	-12.36691	-12.86459

Como en el modelo anterior, se aplica el método de Johansen de 1988 y se obtienen las mismas variables cointegradas (máximo, mínimo y último), después se contrasta el resultado con Engle y Granger, que arroja cifras similares con residuos ruido blanco.

Nº RC	Eigenvalue	Estadístico	Valor Crítico	P-valor ($\alpha=10\%$)
Ninguna *	0.259634	151.0201	29.79707	0
Como mucho 1 *	0.164647	57.83068	15.49471	0
Como mucho 2	0.006627	2.061266	3.841465	0.1511

$$RC1 = \nabla lmaxc - 1.006076 \nabla lminc$$

$$RC2 = \nabla lultc - 1.002249 \nabla lminc$$



Elaboración propia con E-views.

4.2.5. El modelo VECM.

Al existir variables cointegradas, se construye un modelo VECM de primeras diferencias de orden dos (P-1) con dos relaciones de cointegración. Para rechazar las hipótesis nulas que contrastan si los coeficientes estimados por mínimos cuadrados son igual a cero se ha empleado un p-valor del 10%.

$\alpha = 10\%$	$\nabla \ln(djc)$	$\nabla \ln(minc)$	$\nabla \ln(ultc)$	$\nabla \ln(maxc)$
C	-	-0.0298	-	0.0280
RC1(-1)	0.2583	-0.3413	-	-0.6381
RC2(-1)	-0.3639	1.0932	-	0.7405
$\nabla \ln(djc)(-1)$	-	0.5470	0.5032	-
$\nabla \ln(djc)(-2)$	-0.1187	-	-	0.2316
$\nabla \ln(minc)(-1)$	-	-0.1160	-	-
$\nabla \ln(minc)(-2)$	-	-	-	-
$\nabla \ln(ultc)(-1)$	0.2269	-	-	0.2487
$\nabla \ln(ultc)(-2)$	0.1031	-	-	-
$\nabla \ln(maxc)(-1)$	-0.1348	-	-0.1594	-0.3222
$\nabla \ln(maxc)(-2)$	-	0.1622	0.1390	-
R^2	0.0382	0.4178	0.0679	0.5208
Ljung-Box (6)	0.7940	0.8260	0.9790	0.4740
Desv. Típica	0.0430	0.0719	0.0875	0.0548

*Nivel de significación usado del 10%.

Los resultados son bastante mejores que los del modelo semanal ya que se consigue explicar el 41,78 % de los mínimos y el 52,08% de los máximos; asimismo sus desviaciones típicas crecen, aunque esto no es necesariamente algo negativo, sino que al ser más días fluctúa más el valor. Con estos resultados es posible la construcción de intervalos de confianza para captar los distintos precios. Por ejemplo:

$$Ult Superior_{95\%} = e^{\overline{ult}_t} \cdot e^{1,96 \cdot desv.típica} ; Ult Inferior_{95\%} = e^{\overline{ult}_t} / e^{1,96 \cdot desv.típica}$$

Estas conclusiones son coincidentes con lo que señala la literatura, de que con un mayor horizonte temporal es más fácil es pronosticar los precios futuros. Esta predictibilidad de máximos y mínimos es por tanto una brecha importante en la hipótesis de los mercados eficientes, aunque la imposibilidad de anticipar el último permanece invariable.

5. ESTRATEGIA DE INVERSIÓN.

El modelo nos muestra que es posible augurar con cierta facilidad los máximos y los mínimos, sin embargo, es una cuestión muy distinta que esta ventaja permita crear una estrategia de inversión rentable y sobre todo que genere beneficios superiores a la de comprar y mantener. Para su comprobación se han diseñado varios métodos de entrada y salida con los que determinar si en efecto es posible batir al mercado, hipótesis que se contrasta con los rendimientos de 2014 a 2020 de cada estrategia.

5.1. ESTRATEGIAS BÁSICAS DEL MODELO SIN TRANSFORMAR.

A partir de los resultados obtenidos por el modelo caben dos tipos de estrategia, unas largas, que buscan aprovechar los mínimos estimados, y otras cortas que pretenden beneficiarse de los máximos obtenidos. Para ello, las primeras estrategias toman los valores esperados fruto de la aplicación de los coeficientes directamente; donde en el caso largo se envía una orden de compra en el mínimo pronosticado, si se encuentra en el rango, y se vende al último; mientras que en la corta se vende en el máximo previsto, si este está en el rango, y se compra al último. Estos son los resultados para una inversión inicial de mil euros:

	Con 1000 €	Semanal		Mensual	
	Buy - Hold	Larga	Corta	Larga	Corta
2015	1102.48	1070.44	953.21	995.26	984.27
2016	1180.11	1075.40	1020.18	948.74	1055.83
2017	2154.72	1182.82	815.89	1006.43	870.93
2018	2379.91	1258.61	840.98	1130.37	816.89
2019	2419.67	1361.08	723.17	930.59	729.87
2020	1642.11	676.43	497.15	775.60	680.48
TOTAL	64.21%	-32.36%	-50.29%	-22.44%	-31.95%
PROMEDIO	13.31%	-3.04%	-9.98%	-3.51%	-5.91%

Como ilustra la tabla no es posible establecer una estrategia de inversión exitosa que supere a la de comprar y mantener directamente con los valores esperados resultantes del modelo. Por este motivo habrá que realizar una serie de modificaciones con el propósito de superar estos resultados, siendo la más relevante la que nos permita amoldarnos a los extremos de los intervalos de confianza.

5.2. ESTRATEGIAS CON COEFICIENTE CORRECTOR Y STOP-LOSS.

En un periodo temporal tan largo es de esperar que el proceso generador del comportamiento de un valor fluctúe ostensiblemente, por lo que intuitivamente modelos para tiempos más reducidos deberían funcionar mejor. No obstante, la meta presente es lograr una explicación razonable del que será el precio de Boeing en toda su serie temporal, por lo que no queda otra opción que recurrir al amplio modelo del que se dispone.

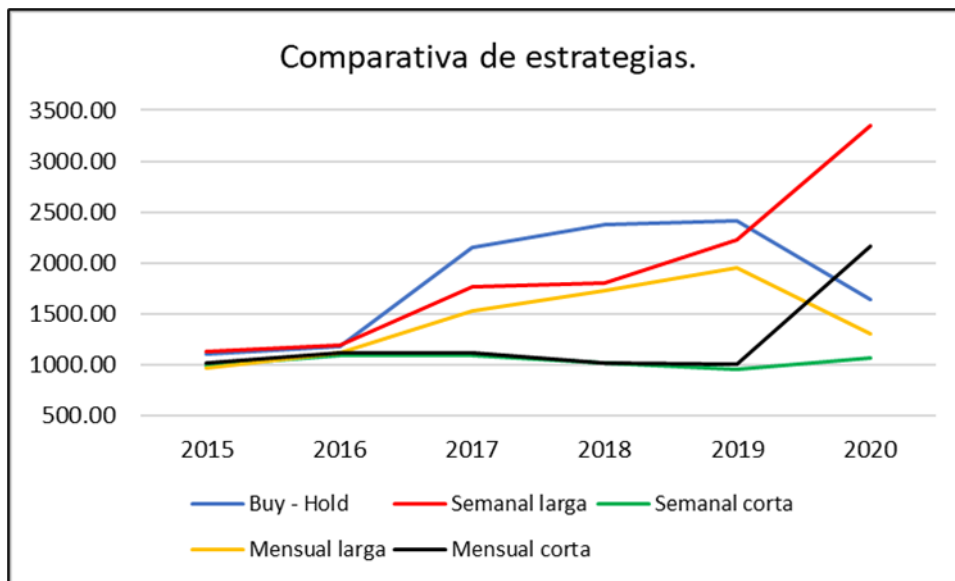
Con el fin de corregir esta inestabilidad temporal que aboca a las estrategias básicas al fracaso, se ha añadido un coeficiente expresado en porcentaje del precio de entrada que multiplicará el mínimo previsto en estrategias largas y el máximo en las cortas, el cual ha sido incluido en la forma: $\text{Precio} \cdot (1 + \text{Coeficiente})$. Este se podría interpretar como el valor extremo de un intervalo de confianza dado un nivel de significación.

Asimismo, con el fin de limitar posibles el impacto de valores atípicos se ha agregado un límite de pérdidas a sendas estrategias.

Dichos coeficientes y límites de pérdidas han sido obtenidos a través de la herramienta “Solver” de Excel, donde se maximiza el beneficio final de 2013 para la muestra desde 2010, – con el objeto de obtener los valores que hubieran dado los mejores resultados posibles en aquel periodo – que luego se extrapolan al horizonte de análisis (2014-2020).

En este caso, los resultados superan holgadamente a los de comprar y mantener en las estrategias larga semanal y corta mensual.

	Con 1000 €	Semanal		Mensual	
	Buy - Hold	Larga	Corta	Larga	Corta
2015	1102.48	1135.85	999.19	966.74	1021.63
2016	1180.11	1189.82	1090.74	1116.61	1114.62
2017	2154.72	1761.39	1090.74	1527.89	1114.62
2018	2379.91	1810.61	1025.18	1734.05	1016.28
2019	2419.67	2228.47	957.85	1952.39	1007.81
2020	1642.11	3355.16	1072.87	1303.13	2165.05
TOTAL	64.21%	235.52%	7.29%	30.31%	116.51%
PROMEDIO	13.31%	23.80%	1.42%	6.97%	19.41%
Nº Transacc.	-	226	65	47	27
Ganancia	-	59%	49%	62%	59%
Coef. en %	-	2.65	-7.04	8.12	-12.07
Stop Loss %	-	20	20	21	19



Elaboración propia con Excel.

5.3. ESTRATEGIAS SEGÚN LA TENDENCIA.

Con el fin de elaborar una mejor estrategia conforme a la información proveniente del modelo, será menester hacer un uso simultáneo de los precios mínimos y máximos anticipados. No obstante, para poder aplicar ambas variables en nuestra formulación estratégica nos encontramos ante una dificultad aparentemente infranqueable, la imposibilidad de determinar qué va antes en cada dato si el máximo o el mínimo.

Para superar este obstáculo, se ha creado una hoja Excel que mediante los datos diarios de la compañía determina qué precede, si el máximo o el mínimo, en cada semana y mes. Su funcionamiento es el siguiente: primero se identifica la semana o mes al que pertenece cada día, después se hallan las fechas de los máximos y mínimos en cada periodo, y por último se determina qué valor es anterior en cada conjunto temporal.

Con esta nueva información se decide añadir un nivel de complejidad a las técnicas de trading, ya que en las posiciones largas si el máximo es posterior y el Stop-Loss no se ha disparado, se permite que se pueda vender en el máximo previsto – corregido por un coeficiente – si este está en el rango, y en su defecto al último precio.

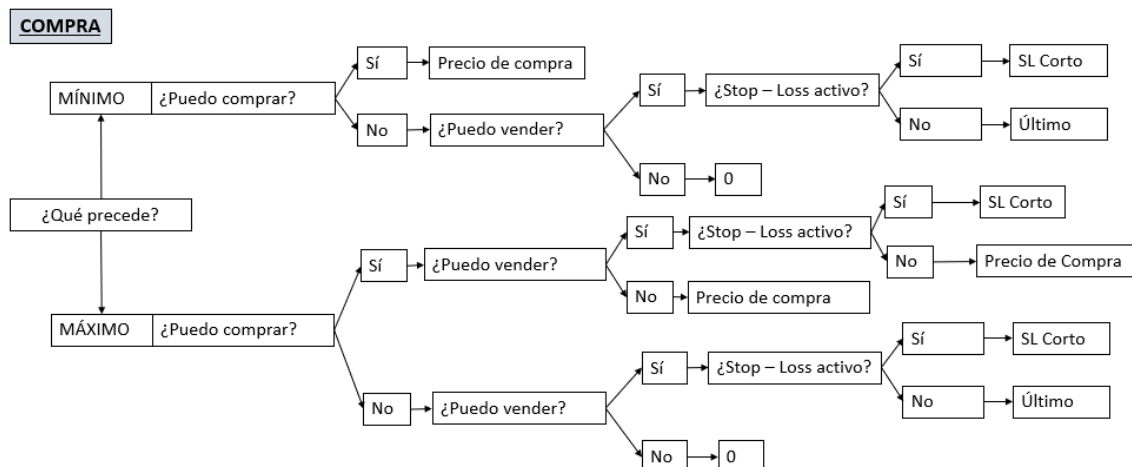
En las cortas se vende en el máximo pronosticado y se compra, si el Stop-Loss no se activa, en el mínimo previsto – ajustado por un coeficiente –, si este se encuentra en el rango y el mínimo es posterior al máximo, en caso contrario se compra en el último. De nuevo se maximizan los datos pasados (2010-2013) a través de “Solver” y se traen los coeficientes hacia adelante.

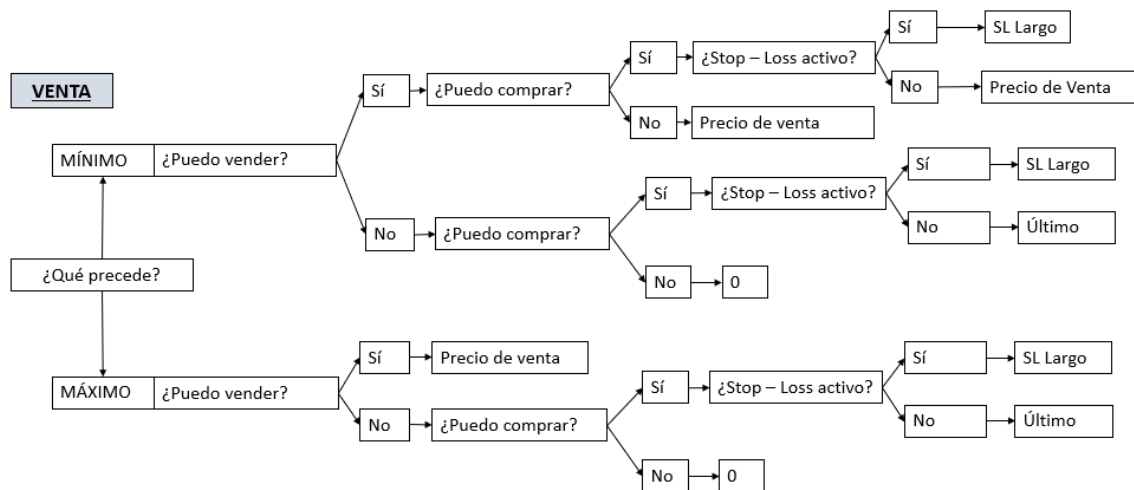
	Con 1000 €	Semanal		Mensual	
	Buy - Hold	Larga	Corta	Larga	Corta
2015	1102.48	1065.59	994.54	966.74	1119.39
2016	1180.11	1133.48	1057.55	1116.61	1224.60
2017	2154.72	1597.26	1057.55	1461.42	1224.60
2018	2379.91	1472.88	1059.11	1612.98	1105.49
2019	2419.67	1935.95	980.35	1875.52	1108.46
2020	1642.11	2219.63	1080.25	1218.63	1723.55
TOTAL	64.21%	121.96%	8.02%	21.86%	72.35%
PROMEDIO	13.31%	15.36%	1.45%	5.78%	11.23%
Nº Transacc.	-	226	65	47	27
Ganancia	-	57.96%	50.77%	61.70%	59.26%
Coef Cmp %	-	2.65	-6.36	8.12	-13.11
Coef Vta %	-	4.59	-7.04	12.05	-12.07
Stop Loss %	-	6	15	21	19

Los resultados finales de estas estrategias son extrañamente inferiores a los de la anterior; conforme se añaden coeficientes las estrategias parecen ser más sensibles a los cambios en el tiempo, y necesitar de más actualizaciones, como se observa en el hecho de que en la muestra optimizada (2010 -2013) estas adiciones sí aportan valor.

5.4. ESTRATEGIAS MIXTAS.

La última mejora restante para superar los resultados anteriores es la de usar estrategias cortas y largas simultáneamente. Así pues, se ha construido una estrategia adicional que se resume en el siguiente esquema:





Como se aprecia en el árbol de decisión, la primera fase consiste en identificar qué precede, si el máximo o el mínimo. El paso siguiente es determinar si se puede comprar al precio deseado y vender al precio calculado de venta – si están en el rango –. Cuando mínimo es anterior, la posición larga tiene prioridad; si es el máximo tiene prelación la posición corta.

En caso de que se active una de estas estrategias, la salida vendrá determinada por la posición del Stop-Loss, y en su defecto de si se puede realizar la orden inversa a la ya hecha en su precio ideal (venta en la larga y compra en la corta). En el supuesto de que ni el Stop-Loss ni el valor ideal de salida puedan llegar a producirse, se comprará o venderá en el último según la orden necesaria para cerrar la posición.

Con 1000 €	Buy - Hold	Semanal	Mensual
2015	1102.48	1205.27	958.11
2016	1180.11	1343.68	1081.40
2017	2154.72	1977.77	1449.08
2018	2379.91	2056.44	1683.65
2019	2419.67	2710.05	1897.88
2020	1642.11	3053.32	1969.11
TOTAL	64.21%	205.33%	96.91%
PROMEDIO	13.31%	21.27%	12.56%

	Semanal	Mensual
Nº Transacc.	239	54
Ganancia	51.05%	50.00%
Coef Cmp %	2.65	8.12
Coef Vta %	-7.04	-18.89
SL Cmp %	20	20
SL Vta %	1	1

Con esta avanzada regla de decisión se logra superar la rentabilidad proporcionada por la estrategia de comprar y mantener para series semanales y mensuales. En vistas a estos resultados el horizonte ideal para aplicar las anteriores técnicas de predicción es el semanal, dado que, aun previendo peor los precios, la mayor actividad operativa permite obtener más rendimientos, pero más pequeños.

5.5. ESTRATEGIAS MIXTAS MAXIMIZANDO TODO EL HORIZONTE.

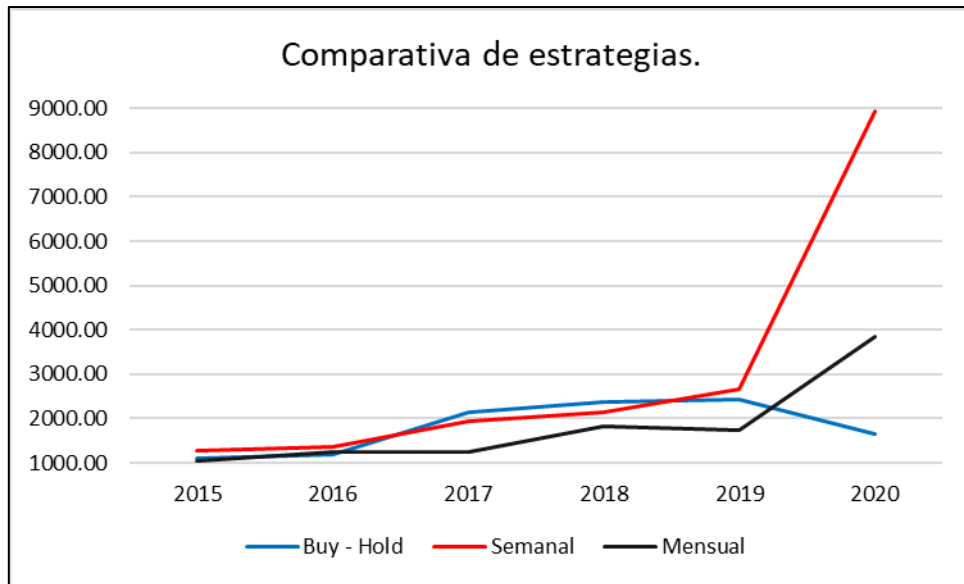
Es llamativo como al añadir factores al modelo, los coeficientes que los maximizan se vuelven más sensibles a los cambios, por lo que contra intuitivamente arrojan resultados peores. En efecto, los más avanzados tan solo funcionarán mejor si son actualizados con más frecuencia para captar las nuevas situaciones del mercado. De este modo, si se quisiera aplicar estos delicados modelos sería necesario usar los coeficientes que maximicen una muestra más reciente de tiempo e irlos modificando con la llegada de nueva información. Solo así, lo sensible beneficiaría, pues de otro modo, los modelos menos elaborados y más robustos parecen ser los más efectivos.

Con miras a hallar la mejor estrategia posible, sería necesario recalcular los coeficientes conforme a la información previa de unos años (corregida de valores atípicos) para cada fecha, para así determinar los valores ideales en cada operación individual. Como esto con nuestros medios actuales es irrealizable y más para un horizonte temporal tan largo, puede ser una buena aproximación el modelo que sencillamente maximice el último resultado, ya que curiosamente los coeficientes ideales no oscilan tanto como se creería.

Es cierto que el que esta hubiera sido la mejor estrategia con coeficientes estáticos no significa que la resultante de coeficientes variables hubiera sido parecida, sin embargo, este coeficiente estático puede ser tomado como aquel al que tienden las variables en el momento presente y el que hubiera generado los mejores resultados posibles con coeficientes fijos.

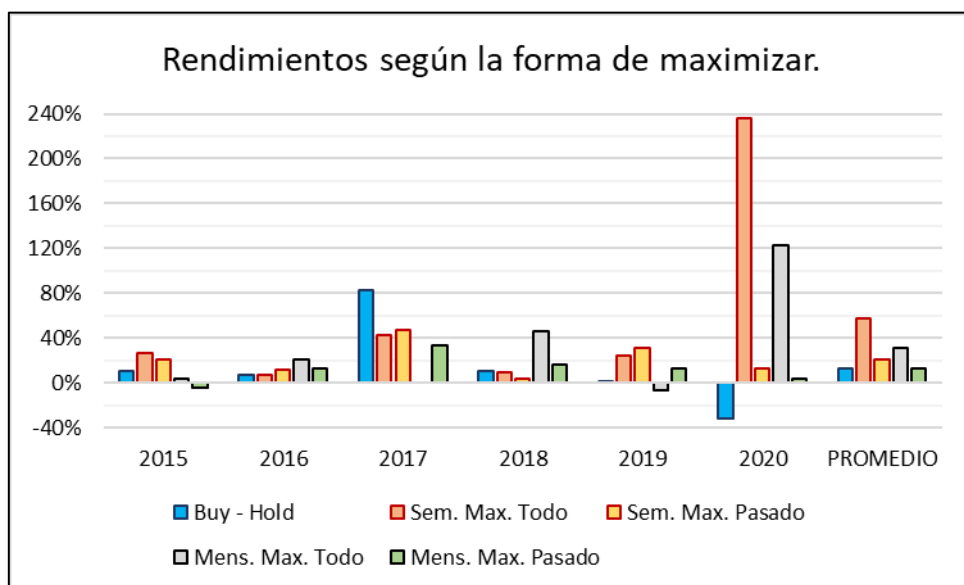
Con 1000 €	Buy - Hold	Semanal			Mensual		
		Larga	Corta	Definitiva	Larga	Corta	Definitiva
2015	1102.48	1302.29	952.04	1271.51	1005.56	1072.15	1040.88
2016	1180.11	1372.94	1073.64	1359.93	1249.63	1166.53	1257.15
2017	2154.72	1947.23	1073.64	1946.92	1249.63	1082.62	1257.15
2018	2379.91	2122.21	948.57	2130.01	1751.32	1550.02	1835.45
2019	2419.67	2638.35	984.96	2658.20	1684.89	1728.92	1724.16
2020	1642.11	4188.12	1506.35	8938.23	2028.34	3376.36	3839.96
TOTAL	64.21%	318.81%	50.64%	793.82%	102.83%	237.64%	284.00%
PROMEDIO	13.31%	28.26%	8.85%	57.95%	13.59%	26.47%	31.25%

	Maximizo 2014 (10-14)		Maximizo 2020 (14-20)	
	Semanal	Mensual	Semanal	Mensual
Definitiva				
Coef Cmp %	2.65	8.12	2.74	-5.03
Coef Vta %	-7.04	-18.89	-19.49	-11.00



Elaboración propia con Excel.

El problema es que este modo de maximizar tan solo puede realizarse a posteriori, con lo que esta estrategia no sería aplicable en la práctica, pese a ello es un ejercicio interesante comparar los coeficientes fijos ideales con los resultantes de la muestra pasada. Sus asombrosos rendimientos no garantizan que estos valores vayan a maximizarlos en el futuro (como ya ocurrió para 2010-2013), especialmente por la posibilidad de entrar en nuevos patrones de comportamiento del valor y la aleatoriedad de los precios. Por estas razones opinamos que la introducción de parámetros variables nos acercaría a diversos modelos más breves y exactos para su momento, un trabajo para futuras investigaciones. De otro modo, es muy complicado crear un modelo con gran precisión si se pasan por alto los puntos de cambio de régimen.



Elaboración propia con Excel.

6. CONCLUSIONES.

Los modelos univariantes muestran que los precios pasados de un valor no son capaces de explicar su futuro, con lo que en este aspecto el mercado es eficiente débil. No obstante, la cointegración entre mínimos y máximos, o la existencia de fuerzas que impiden su divergencia prolongada, hace que alberguen información mutua y que por tanto sean bastante predecibles. Por este motivo no se puede aceptar el supuesto de eficiencia semifuerte. En cambio, el precio último pese a también estar cointegrado con el máximo y mínimo, permanece muy difícil de pronosticar.

Asimismo, la mejora de las previsiones tras extender el horizonte temporal es muy significativa, como se aprecia en sus respectivos R^2 . La intuición de que al prolongar el tiempo se aislaría el ruido de eventos fortuitos era correcta y es por ello por lo que los modelos semanales y mensuales son mejores predictores que los diarios inicialmente propuestos por Caporin et al. Lo cual no conduce necesariamente a una mejor estrategia de inversión por la distinta frecuencia operativa. Por otra parte, la introducción de la variable explicativa del índice de valores y el último son significativas, con lo que también de este modo se mejora el trabajo inicial de estos autores.

Es por estas razones por las que los modelos vectoriales de corrección de error son útiles a la hora de formular estrategias de inversión en base a los mínimos y máximos estimados. Esta conclusión se apoya en que se hayan podido crear varias técnicas que superen los resultados de comprar y mantener para la empresa de Boeing en el rango de análisis.

Por último, es imprescindible hacer crítica de este trabajo, puesto que, es evidente que tiene mucho ámbito de mejora. En un periodo de tiempo tan extenso es difícil asumir que los parámetros permanezcan constantes a lo largo de toda la muestra, por lo que seguramente modelos más breves o que se actualicen con mayor frecuencia funcionarían mejor, especialmente para valores en un movimiento lateral.

El pasado contiene cuanto es necesario para vaticinar el futuro, los ciclos se repiten desapercibidos, la dificultad radica en cómo desenmascararlos: “Lo que fue, eso será; lo que se hizo se hará; nada hay nuevo bajo el sol” (Ecl. 1:9).

7. BIBLIOGRAFÍA.

- Black, F. (1986) Noise. *The Journal of Finance*, 16 (3), 529-543.
- Bollerslev, T., Ray Y., C. y Krozner, K.F. (1992) ARCH modeling in finance. *Journal of Econometrics*, 5-59.
- Box, G.E.P., Jenkins, G.M., Reinsel, G. y Ljung, G.M. (2016) *Time series analysis: forecasting and control*. 5ª edición: Wiley.
- Caporin, M., Rinaldo, A. y Santucci de Magistris, P. (2013) On the predictability of stock prices: A case for high and low prices. *Journal of Banking & Finance*, 37, 5132-5146.
- Dickey, D.A. y Fuller, W.A. (1979) Distribution of the estimators for autorregressive time series with a unit root. *Journal of the American statistical asociation*, 74 (366), 427-431.
- Eclesiastes 1:9 *La Biblia edición popular*.
- Economic Sciences Prize Committee (2013) *Understanding asset prices*.
- Edwards, R.D., Magee, J. y Bassetti, W.H.C. (2019) *Technical analysis of stock trends*. 11ª edición: Routledge.
- Engle, R.F. y Granger, C.W.J. (1987) Co-Integration and Error Correction: Representation, Estimation, and Testing. *Econometrica*, 55 (2), 251-276.
- Fama, E.F. (1970) Efficient Capital Markets: A Review of Theory and Empirical Work. *The Journal of Finance*, 25 (2), 383-417.
- Fama, E.F. (1991) Efficient Capital Markets: II. *The Journal of Finance*, 46 (5), 1575-1617.
- Fama, E.F. y French, K.R. (1988) Dividend yields and expected stock returns. *Journal of Financial Economics*, 22, 3-25.
- Fama, E.F. y French, K.R. (1993) Common risk factors in the returns on stocks and bonds. *Journal of Financial Economics*, 33, 3-56.
- Graham, B. y Dodd, D.L. (1940) *Security analysis*. 2nd edición: Mc Graw Hill.
- Jensen, M.C. (1968) The performance of mutual funds in the period 1945-1964. *The Journal of Finance*, 389-416.

- Johansen, S. y Juselius, K. (1988) Hypothesis testing for cointegration vectors with an application to the demand for money in Denmark and Finland. *Institute of mathematical statistics University of Copenhagen*.
- Kahneman, D. (2002) Maps of bounded rationality: a perspective on intuitive judgment and choice. *Nobel prize lecture*.
- Keynes, J.M. (1936) *The general theory of employment, interest and money*. 4ª edición: Fondo de cultura económica.
- Malkiel, B.G. (1973) *A random walk down Wall Street*: Norton & Company.
- Markowitz, H. (1952) Portfolio selection. *The Journal of Finance*, 7 (1), 77-91.
- Parkinson, M. (1980) The extreme value method for estimating the variance of the rate of return. *The Journal of Business*, 53 (1), 61-65.
- Ross, S.A. (1976) The arbitrage theory of capital asset pricing. *Journal of Economic Theory*, 13, 341-360.
- Schwert, G.W. (1989) Why does stock market volatility change over time?. *The Journal of Finance*, 44 (5), 1115-1153.
- Sharpe, W.F. (1964) Capital asset prices: a theory of market equilibrium under conditions of risk. *The Journal of Finance*, 19 (3), 425-442.
- Sharpe, W.F. (1990) Capital asset prices with and without negative holdings. *Nobel Prize Lecture*.
- Shiller, R.J. (2000) *Irrational Exuberance*: Princeton University Press.
- Sófocles (441 a.c.) *Antígona*.
- Thaler, R.H. (2017) From cashews to nudges: The evolution of behavioral economics. *Nobel prize lecture*.
- Wooldridge, J.M. (2020) *Introductory Econometrics. A modern approach*. 5ª edición: Cengage.