



FACULTAD DE CIENCIAS ECONÓMICAS Y EMPRESARIALES

**LOS CICLOS EN LOS MERCADOS BURSÁTILES:
EL FACTOR TEMPORAL EN LA FORMACIÓN DE LOS
PRECIOS**

TESIS DOCTORAL

Angeles Zatarain López-Sors

Realizada bajo la dirección de:

Dra. Dña. Teresa Corzo Santamaría

Dra. Dña. Sara Lumbreras Sancho

Madrid

Marzo 2017



A Carlos, el amor de mi vida y mi mejor amigo.

A mis hijos Carlos, María y Ángeles, un regalo de Dios.

A mi madre, un ejemplo de vida que sin su ayuda no habría sido posible este trabajo.

A mi padre, un gran sabio y mi referente, al que le debo todo cuanto sé.

A Teresa y Sara, por su paciencia, ánimos y dirección.





ACLARACIONES PRELIMINARES

Se advierte del uso de anglicismos en el texto y en gráficos, circunstancia que no ha podido ser evitada completamente por tratarse de una materia cuyo *software* y tecnicismos se encuentran fundamentalmente en inglés.

Asimismo, se ha preferido usar el punto en lugar de la coma como separador decimal para evitar confusiones en los textos en los que se incluían números enteros con parte fraccional.

El autor pide disculpas por ambas anomalías.



INDICE

RESUMEN	9
1. INTRODUCCION	11
1.1 JUSTIFICACIÓN Y OBJETIVOS	16
1.2 METODOLOGÍA	19
1.3 APORTACIONES	22
1.4 ORGANIZACIÓN DEL TRABAJO	23
2. ANTECEDENTES	25
2.1 ESTADO DE LA CUESTIÓN DEL CARÁCTER NO ALEATORIO DE LOS RENDIMIENTOS	26
2.2 ORIGEN DEL ANÁLISIS DEL FACTOR TEMPORAL	33
2.3 ETAPA MODERNA	53
2.4 CONCLUSIÓN	64
3. DEFINICIÓN DEL MOVIMIENTO DE PRECIO: EL CICLO Y SUS CARACTERÍSTICAS.	65
3.1 PRINCIPIO DE SUMACIÓN	69
3.2 PRINCIPIO DE UNIFORMIDAD	73
3.3 PRINCIPIO DE VARIACIÓN	74
3.4 PRINCIPIO DE PROPORCIONALIDAD	75
3.5 MOVIMIENTO ARMÓNICO	75
3.6 PRINCIPIO DE NOMINALIDAD EN EL PERIODO	78
3.7 PRINCIPIO DE INVERSIÓN	81
3.8 PRINCIPIO DE TRASLACIÓN	82
3.9 LA PROPORCIÓN FIBONACCI EN EL FACTOR TEMPORAL DE LOS PRECIOS	84
3.10 CONCLUSIÓN	93
4. CICLOS DOCUMENTADOS POR LA CIENCIA	94
4.1 LA ONDA LARGA DE KONDRATIEFF O LA ONDA-K	97



4.2 LAS OSCILACIONES KUZNETS Y LOS CICLOS DE 17 AÑOS	106
4.3 EL CICLO JUGLAR	108
4.4 LAS SECUENCIAS DECENALES	110
4.5 EL CICLO KITCHIN Y EL CICLO PRESIDENCIAL	113
4.6 LOS PATRONES ESTACIONALES	118
4.7 CONCLUSIÓN	130
5. METODOS DE ANÁLISIS DEL FACTOR TEMPORAL EN LOS CICLOS	131
5.1 MÉTODO DE ESTIMACIÓN EN BASE A LA OBSERVACIÓN MANUAL	132
5.2 MÉTODO DE REGRESIÓN LINEAL DE CHARLES D. KIRKPATRICK	139
5.3 MÉTODO TILLMAN	145
5.4 LÍNEA FUTURA DE DEMARCACIÓN O <i>FUTURE LINE DEMARCATION</i> DE HURST	146
5.5 ANÁLISIS ESPECTRAL: LA TRANSFORMADA DISCRETA DE FOURIER	147
5.6 MAXIMUM ENTROPY SPECTRAL ANALYSIS ("MESA")	160
5.7 CONCLUSIÓN	164
6. METODOLOGÍA Y RESULTADOS	165
6.1 ANÁLISIS FUNCIONAL DE DATOS	167
6.2 DATOS	169
6.3 MÉTODO DE SUMA DE CUATRO SENOS CON FRECUENCIA LIBRE PERO FIJA	182
6.4 MÉTODO DE SUMA DE CUATRO SENOS DE FRECUENCIA LIBRE Y VARIACIÓN	190
6.5 LA TRANSFORMADA DISCRETA DE FOURIER MEJORADO PARA DETECTAR CICLOS MÁS CORTOS	202
6.6 PRINCIPIO DE VARIACIÓN: NIVEL OPTIMO DE VARIACIÓN EN LA FRECUENCIA	214
6.7 DIAGRAMAS DE FASE PARA EL ANÁLISIS DE LA ESTACIONALIDAD: "SELL-IN-MAY-AND-GO-AWAY"	221
6.8 LOS MERCADOS BURSÁTILES EN LOS SIGLOS XX-XXI BAJO EL PRISMA DE LA TEORÍA DE LOS CICLOS	232
6.9 CONCLUSIÓN	240
7. CONCLUSIONES	243



8. EPILOGO	249
9. BIBLIOGRAFIA	252
10. LISTA DE ILUSTRACIONES	277
11. LISTA DE ACRONIMOS	289



RESUMEN

Este trabajo presenta los resultados de un análisis funcional de los precios de los índices Ibex 35, *Dow Jones Industrial Average*, DAX y Nasdaq desde su creación hasta diciembre 2016, con el objetivo de **identificar patrones temporales que sirvan de guía y puedan incorporarse en el proceso de toma de decisiones de inversión**. Se han identificado ciclos Kondratieff (44-60 años), ciclos Juglar (aproximadamente 9 años), Kitchin (aproximadamente 3.4 años), ciclos de 2 años, de 22-26 semanas, de 30 días naturales (también conocido como el ciclo Lunar) y de 3 días naturales en los cuatro mercados analizados; no se ha podido identificar el ciclo Kondratieff en el Ibex-35, debido a la falta de datos suficientes. Asimismo, la investigación demuestra que los resultados se mejoran si se incorpora al modelo la posibilidad de variación del +/-10-30% en el periodo del movimiento cíclico. Por último, esta investigación explora la aplicación de los diagramas de fase para el análisis estacional, detectando como meses de cambio abril-junio y octubre-noviembre, conclusión que sería coherente con el patrón estacional “*Sell-in-May-and-Go-Away*”.

Palabras clave: Patrones temporales, índices bursátiles, Kondratieff, Kuznets, Juglar, Kitchin, Principio de Variación, Ciclo Lunar, Análisis de Datos Funcionales, Diagramas de Fase.

*This paper presents the results of the functional data analysis of the prices of the Ibex 35, Dow Jones Industrial Average, DAX and Nasdaq since their inception to December 2016, aiming to **identify temporal patterns that can be incorporated into the investment***



decision-making process. *It has been have identified Kondratieff cycles (44-60 years), Juglar cycles (c. 9 years), Kitchin cycles (c. 3.4 years), 2-year cycles, 22-26-week cycles, 30-calendar-day cycles (also known as Lunar cycle) and 3-calendar-day cycle (all found in the four markets except for the Kondratieff cycle in the Ibex-35, due to the lack of sufficient data). In addition, this research shows that the model results are improved if the possibility of variation of +/-10-30% in the period of the cyclical movement is incorporated. Finally, this research explores the application of phase plane plots to the seasonal analysis, detecting as months of change April to June and October to November. This conclusion is consistent with the seasonal pattern "Sell-in-May-and-Go-Away".*

Keywords: *Temporal patterns, stock index, Kondratieff, Kuznets, Juglar, Kitchin, Principle of Variation, Lunar Cycle, Functional Data Analysis and Phase Plane Plot.*



1 INTRODUCCION



Autor de la imagen: Getty Images.

"You do have to know what time of market it is. Markets go in cycles like all the other rhythms of life."

Adam Smith, The Money Game.

Para ganar dinero en bolsa hay que comprar barato y vender caro. Este principio básico es sencillo de entender pero complicado de aplicar, principalmente porque en muchos casos, junto al análisis del precio falta un análisis de la variable tiempo, y es que precio y tiempo son las dos dimensiones que en toda decisión de inversión deben ir de la mano. Por ejemplo, en octubre de 2015 el Ibex 35 había bajado casi un 20% con respecto a su nivel máximo más próximo registrado en abril de ese mismo año, ¿no sería lógico pensar que estábamos ante una buena oportunidad de compra? Los precios objetivos de los analistas estaban por encima de los niveles de entonces. Pero los que compraron, ocho meses más tarde habían perdido un 20% de su inversión.

Ciertamente, el análisis fundamental juega un papel muy importante definiendo en qué medida una acción puede estar barata, pero no tiene la capacidad para identificar cuándo se debe entrar en el mercado, cuándo se realizará ese cambio de tendencia que permitirá recuperar el valor intrínseco de la inversión. Sí podrá saber cuál es el recorrido que puede tener una acción hasta alcanzar su valor razonable, pero no ofrece luces sobre cuándo se producirá ese movimiento, sobre cuál es el momento más oportuno para ejecutar una transacción. Sin embargo, el factor temporal es la variable que en última instancia condiciona que la inversión resulte exitosa o no.

Este trabajo pretende investigar el factor temporal en el movimiento de los precios y su papel en la descripción del comportamiento de los mercados bursátiles partiendo, como presupuesto básico, de su evolución formando ciclos. Se entiende como movimiento cíclico del precio aquel que consiste en un avance alcista mientras la demanda sea más



fuerte que la oferta hasta agotarla, de manera que no pueda subir más, iniciándose un movimiento de corrección que hará avanzar el camino descendente del precio hasta que se agote la oferta, momento en el que se retomaría el camino ascendente y así sucesivamente. Se parte de esta evidencia empírica, de la evolución de los mercados bursátiles en forma de ciclos, tratando de extraer la regularidad que pueda existir en estos movimientos.

El comportamiento cíclico es una realidad que no sólo está presente en los mercados financieros, sino que un gran número de fenómenos que suceden en diversas áreas del conocimiento y de la naturaleza evolucionan formando ciclos que presentan cierta regularidad en el tiempo; algunos con una explicación clara, otros sin ella. Entre estos fenómenos se encuentran las erupciones volcánicas, los glaciares, la actividad de las bacterias, las epidemias, la temperatura de la sangre, el metabolismo, la producción industrial, la actividad en el mercado inmobiliario y los precios de las materias primas. Estos son sólo algunos ejemplos de los cerca de 500 fenómenos cuyo comportamiento cíclico ha sido demostrado, según La Fundación Para El Estudio De Los Ciclos (*Foudation for the Study of Cycles*¹). También se incluyen otros hechos dentro de las ciencias sociales, como la moda textil, las guerras, la política, el sentimiento religioso, el apetito sexual en las mujeres, el número de matrimonios celebrados y otros muchos más; movimientos cíclicos todos ellos que se explicarían a través de la Psicología de Masas, teoría que podría

¹ <http://foundationforthestudyofcycles.org/>



justificar también el comportamiento cíclico de los mercados bursátiles. En paralelo a la doctrina sobre la Psicología de Masas, la Teoría del Caos también se ha esgrimido como explicación válida al asemejar los mercados financieros a otros sistemas dinámicos basados en orbitas cuasi-estables similares a los existentes en las áreas de la biología, química y física (Chen 1996, Selvam 2006).

El concepto de los precios oscilando formando ciclos ha sido siempre un tema controvertido, sobre todo en épocas de bonanza, llegándose a rechazar la existencia de los mismos o afirmando que la palabra ciclo era inapropiada para definir el comportamiento de los precios en los mercados bursátiles y que más bien se debiera hablar de “fluctuaciones económicas a corto plazo” (Romer 2008). Se enfrentaba a la idea de equilibrio que aportaba el paradigma académico del siglo XX: la Teoría del Paseo Aleatorio y la Eficiencia de los Mercados. No obstante, tras el crack bursátil del 2008, cuando el *Dow Jones Industrial Average* (“DJIA”) perdió la mitad de su valor en sólo cinco meses y frente a la convicción tradicional de que las acciones siempre subían a largo plazo, se revive el interés por los ciclos y la duración de los mismos, principalmente por la necesidad de explicar la importante volatilidad de los mercados y la posibilidad de anticipar un escenario final a esas correcciones.

El primer argumento en contra de la existencia de los ciclos en los mercados, como puntualizan Charles D. Kirkpatrick II y Julie R. Dahlquist (2011), es su falta de regularidad, y por tanto, la imposibilidad de utilizar formulaciones matemáticas clásicas para identificar y anticipar los ciclos. Si los precios se movieran de forma cíclica, sería posible



crear un modelo capaz de predecir, al menos aproximadamente, sus valores futuros, lo mismo que sucede con las mareas del mar que gracias a su regularidad pueden ser anticipadas. El segundo argumento en contra de la existencia de los ciclos en los mercados bursátiles resulta de la imposibilidad de fijar las causas que expliquen la existencia de los mismos. Se puede observar correlaciones entre los ciclos y otros eventos, como por ejemplo, con las fases lunares y sus efectos sobre el comportamiento humano (Yuan, Zheng y Zhu 2006), con las estaciones y los factores meteorológicos, con el llamado Ciclo Presidencial propuesto por Wesley C. Mitchell (1874-1948), con el ciclo económico, o bien, más recientemente, con la Teoría del Caos que definirían el movimiento cíclico de los mercados financieros bajo el encuadre de una órbita cuasi-estable no periódica en el que subyace un orden no observado directamente (Selvam 2006). Sin embargo, no existe una lógica clara o comúnmente aceptada que vincule estas teorías como causa o explicación a la existencia de ciclos.

Sin profundizar en ninguna de las controversias anteriores, la evidencia nos dice que los precios de las acciones no se mueven en línea recta, sino que oscilan arriba y abajo mientras avanzan en una dirección, y si lo hicieran de alguna manera regular, podríamos concluir que existen fenómenos en los mercados bursátiles que pueden asimilarse a los ciclos, entendidos estos con una inherente flexibilidad en su determinación.

¿Es posible pensar entonces que estas oscilaciones presentan algún tipo de regularidad?, quienes afirman que sí, entienden que estas oscilaciones de los precios representan en cierta medida ciclos regulares, y que, gracias a esa regularidad, aunque sea limitada, es



posible hacer predicciones, con independencia de que estos ciclos parezcan no tener explicación fácil. Afirman que los ciclos de los mercados bursátiles no son representados a través de una función perfectamente periódica, como parece sugerir el concepto matemático de ciclo en su expresión más estricta, sino que se trata de eventos extremos y en cierta medida periódicos, que sin ser posible hacer una aproximación a futuro de su amplitud, sí podrían ser medidos en términos de tiempo, lo cual podría ofrecer cierta orientación en cuanto a futuros giros del mercado.

1.1 Justificación y Objetivos

El estudio de los ciclos en los mercados bursátiles como los entendemos en este trabajo, -fenómenos recurrentes en el tiempo con un periodo más o menos regular-, ha sido un área que no encuentra gran bagaje académico ya que la mayor parte de lo escrito carece de una comprobación empírica suficientemente contrastada, principalmente con respecto a los ciclos a muy largo plazo. Además, dentro de los distintos campos de análisis práctico de los mercados bursátiles, la Teoría de los Ciclos se encuentra infrutilizada debido principalmente a su desconocimiento.

Se trata de un tema de gran utilidad porque quien interviene en los mercados bursátiles generalmente suele tener dos criterios, indistintamente, para tomar una decisión de inversión: atendiendo al precio, es decir, al nivel que hace que una decisión de inversión sea acertada; o bien atendiendo al factor temporal, es decir, al momento en que una la decisión de compra o venta es oportuna. En las siguientes páginas se trata de dar respuesta al segundo interrogante, al momento en el que una inversión es o no



interesante. Además, este tema es de gran actualidad como consecuencia de la importante volatilidad vivida en los mercados financieros desde 2008, 2009, 2011 2012, y más recientemente, desde diciembre de 2015 a mediados de 2016.

Este trabajo se propone estudiar cómo se comportan **los mercados bursátiles, describir su comportamiento en forma de ciclos recurrentes** con una periodicidad más o menos constante, con el objetivo de definir una teoría que permita **hacer estimaciones del periodo con un cierto nivel de aproximación**. La meta final es ofrecer un instrumento que permita hacer previsiones y estimaciones sobre futuros puntos de inflexión en el mercado, máximos y mínimos relevantes, aun sabiendo que esto sólo podría ser una guía aproximada ya que **los parámetros de los ciclos no son constantes a lo largo del tiempo** y el análisis se realiza en base a datos históricos.

Para dar respuesta a este objetivo, se ha dividido el trabajo en dos partes, la primera de las cuales cubre los siguientes aspectos: (i) revisión del estado de la cuestión del análisis del factor temporal en la formación de los precios en los mercados bursátiles, desde los primeros autores hasta nuestros días, revisando previamente el estado de la cuestión del carácter aleatorio o no de los precios; (ii) descripción, desde el punto de vista matemático, del movimiento de los precios partiendo como presupuesto básico de su evolución en forma de ciclos; (iii) descripción de los ciclos documentados que afectan a los mercados de valores; y (iv) revisión de los modelos de análisis del factor temporal para la estimación del periodo de los ciclos.

En la segunda parte se exponen los métodos y datos que se han utilizado en el trabajo



empírico, a través de los cuales se ha conseguido (i) identificar patrones temporales de largo plazo; (ii) identificar patrones temporales a corto plazo; (iii) hacer una aproximación del porcentaje de fluctuación en el periodo que debe ser incorporado en cualquier estimación a futuro; y (iv) realizar un análisis de la estacionalidad consistente en tratar de detectar la existencia de meses con tendencia a experimentar cambios o giros en los mercados.

El estudio se centra en el factor temporal, pues de entre las variables que definen la función periódica que representa el movimiento de los precios éste es el elemento que cambia más lentamente, lo cual permitiría hacer estimaciones en base a las series históricas. El análisis incluye no sólo ciclos de gran duración como pueden ser el ciclo Kondratieff (40-60 años), Kuznets (15-25), Juglar (7-11 años) y Kitchin (40 meses), todos ellos ampliamente documentados con respecto a la economía pero con escasos trabajos en lo que respecta a los mercados bursátiles, sino que también cubre el análisis de las ondas más cortas algo más investigadas y de gran utilidad para los inversores habituales en los mercados bursátiles que normalmente tienen un horizonte más corto.

Se deja a investigaciones posteriores las causas que producen esas oscilaciones en los mercados bursátiles. Es necesario aclarar que no se pretende en este trabajo realizar una representación histórica de los ciclos que han experimentado los mercados bursátiles desde su nacimiento, ni tampoco es su objeto analizar los ciclos de la economía que ya acaparan tanto interés por parte de los economistas. Asimismo, queda fuera del alcance de este trabajo la formación gráfica de las ondas que pudiera dibujar el precio, ni



tampoco cubre el estudio de los posibles ciclos en los múltiplos de valoración o en cualquiera otra variable financiera que no sea el precio.

1.2 Metodología

Se ha seleccionado la rama estadística de Análisis Funcional de Datos ya que permite obtener información sobre curvas que cambian de continuo, siendo el precio la variable funcional. El objeto de análisis es identificar el periodo, entendido como la distancia entre dos niveles mínimos consecutivos o dos niveles máximos consecutivos, medidos en términos de tiempo, asumiendo como punto de partida la evolución de los precios en forma de ciclos.

El método más utilizado para realizar ese tipo de análisis ha sido tradicionalmente la Transformada Discreta de Fourier, que presenta una serie de restricciones entre las que se encuentran la imposibilidad de identificar ciclos de periodo superior al que se corresponde al tamaño de la muestra de datos y la imposibilidad de detectar ciclos cuyo periodo no sea divisor del tamaño de la muestra.

Para solucionar estas restricciones y como aportación de este trabajo, se ha elaborado un método en base a una suma limitada de senos para detectar la existencia de los ciclos más largos que el tamaño de la muestra tratando de minimizar la suma de errores cuadrados, de tal forma que a través de esta suma limitada de senos (cuatro para ser exactos), identificados mediante un algoritmo de optimización, se obtenga una representación del precio más fiel que la representación a través de la suma de los



primeros cuatro senos de la Transformada Discreta de Fourier. A través de este método se ha conseguido (1) identificar la presencia de ciclos cuyo periodo es superior al que se corresponde con el tamaño de la muestra de datos (y que por tanto, pueden aparecer como una tendencia en éstos, lo cual puede suceder especialmente en los ciclos muy largos); (2) identificar ciclos relevantes cuyo periodo no sea exactamente divisor del tamaño de la muestra; y (3) obtener una suma de senos que representa más fielmente el precio que la representación que se obtendría si se limitara la Transformada Discreta de Fourier a la suma de los primeros cuatro senos identificados. Adicionalmente, se ha dotado de flexibilidad al modelo permitiendo la fluctuación del periodo, buscando el nivel óptimo de fluctuación contrastando los porcentajes observados en la realidad con distintos porcentajes de variación.

No obstante, se utilizará la Transformada Discreta de Fourier para identificar los ciclos de periodo corto. Para este caso la Transformada Discreta de Fourier sí resulta adecuada ya que el objeto de análisis son los ciclos cuya frecuencia es mayor y aunque la Transformada Discreta de Fourier tenga sólo capacidad de identificar ciclos cuyo periodo sea divisor del tamaño de la muestra, los ciclos cortos sí podrían ser identificados. Esto es así porque siendo T el tamaño de la muestra, la diferencia temporal entre $T/12$ y $T/13$, por ejemplo, es insignificante. La aportación en esta parte del trabajo será la utilización de un modelo que parte de la Transformada Discreta de Fourier pero que incorpora la eliminación de la tendencia decreciente del espectro, de tal forma que se obtenga un modelo más equilibrado para la identificación de los ciclos relevantes, sin que se



discrimine a las frecuencias más altas, aquellas que por la limitación de su periodo, difícilmente experimentarán nunca amplitudes más grandes que en periodos largos.

Para el análisis de la estacionalidad se ha recurrido a los diagrama de fase, aplicación novedosa sin precedentes en el análisis de los mercados bursátiles. Éstos ponen en relación la velocidad y la aceleración del movimiento del precio, permitiendo de esta forma detectar que meses son los que experimentan cambios o giros del los mercados bursátiles.

El horizonte temporal bajo análisis es de 120 años para el DJIA, de 1896 a diciembre 2016: toda su historia; de 29 años para el Ibex 35, desde la fecha inicial de la que se tienen datos hasta diciembre 2016; de 57 años para el selectivo alemán DAX, desde 1959 a la misma fecha que los otros índices; y de 45 años para el Nasdaq, desde 1971 a diciembre 2016. El análisis de todos estos índices arranca en las fechas de los registros más antiguos. Las rentabilidades usadas son diarias principalmente salvo para el análisis de estacionalidad, en la que se utilizarán datos mensuales por motivos de eficiencia computacional.

El software utilizado es MatLab con sus funcionalidades de análisis de series temporales.

Los precios de los índices se han obtenido de Bloomberg.



1.3 Aportaciones

La aportación más importante es la **actualización de la Teoría de los Ciclos para el caso de los mercados bursátiles con la intención de que pueda ser un instrumento complementario en la toma de decisiones de inversión**, revisando los principios más importantes que explican el movimiento de los precios, **aportando periodicidades actualizadas y el porcentaje de variación de esas periodicidades** que debe ser añadido a la hora de proyectar futuros giros o puntos de inflexión en los mercados bursátiles. Es la primera vez que bajo un marco científico se realiza **un análisis de los ciclos de muy largo plazo para el caso concreto de los mercados bursátiles, situando correctamente las Ondas K, Kuznets y Juglar**, ciclos ampliamente investigados para la economía pero sin cobertura científica para los mercados bursátiles.

Adicionalmente, y gracias al desarrollo de un nuevo método de análisis que trata de superar las deficiencias de la Transformada Discreta de Fourier, se aportan periodicidades muy a largo plazo sin que estén limitadas por el tamaño de la muestra, ni condicionadas a que sean divisores de la misma. Además, y como otra novedad, se dota de flexibilidad al modelo permitiendo que el periodo varíe a lo largo del horizonte temporal.

Existen otras aportaciones que se pasan a enunciar a continuación:

- **Se demuestra que el periodo no es fijo, sino que varía a lo largo del horizonte temporal**, principio que describe el movimiento de los precios bursátiles enunciado por Hurst (1970), pero que en esta ocasión se aporta una aproximación



de la variación, primero en base a la observación, y más adelante confirmada estadísticamente.

- Por último, es la primera vez que se aplican los **diagramas de fase** para el caso concreto de los mercados bursátiles, aportando evidencias de que el mes de octubre es en el que con más frecuencia se dan los giros en el mercado.

1.4 Organización del Trabajo

Esta investigación está dividida en dos partes con el objeto de separar, por un lado, el estado de la cuestión que comprende la revisión de la literatura relacionada con el análisis del factor temporal en la formación de los precios de los mercados bursátiles, incluyendo una revisión de las herramientas más empleadas para su análisis, y por otro, la parte empírica que incluye el desarrollo de un nuevo método de análisis dentro del campo del Análisis Funcional de Datos, que permite superar algunas de las limitaciones de otras técnicas ampliamente utilizadas como es la Transformada Discreta de Fourier.

De esta forma, en el capítulo segundo se realiza una revisión bibliográfica del estado de la cuestión con respecto al carácter aleatorio o no de los precios de las acciones, seguido de la exposición de las bases teóricas y del estado de la cuestión con respecto al análisis del factor temporal en el movimiento de los precios de los mercados bursátiles. En el tercer capítulo se exponen los principios y la relación matemática que parece observarse en los precios de los mercados bursátiles desde el punto de vista del análisis del factor temporal. En el capítulo cuarto se hace una revisión de los ciclos de distinta duración hasta ahora documentados por la ciencia. En el quinto capítulo se presentan las distintas



metodologías más habituales para determinar la periodicidad de los ciclos. En el capítulo sexto se hará una contrastación para extraer las periodicidades existentes en los movimientos de los precios del Ibex-35, DAX, DJIA y Nasdaq. En el capítulo séptimo se exponen las conclusiones y la recomendación para futuras líneas de investigación. Finalmente, en el capítulo octavo se listan las referencias bibliográficas, en el capítulo noveno las ilustraciones que contiene este trabajo, en el capítulo décimo el epílogo y en el capítulo undécimo se incluye una lista de acrónimos.



2 ANTECEDENTES



“WHAT A FALL WAS THERE, MY COUNTRYMEN!”
(The wreck in Wall Street after Black Friday, September 24, 1869)

Dibujo elaborado por Thomas Nast, tomado de Cartoonstock.com

En adelante se expone la revisión de la literatura, partiendo de los primeros autores del siglo XIX, de los que se extrae la enseñanza de que tiempo y precio deben analizarse conjuntamente, hasta nuestros días. Gracias a la aparición de los ordenadores y el desarrollo de las tecnologías se ha conseguido un gran avance en el estudio del factor temporal.

2.1 Estado de la Cuestión del Carácter No Aleatorio de los Rendimientos

Esta investigación se centra en analizar el factor temporal en el movimiento de los precios de acciones negociadas en los mercados bursátiles, con el objetivo de descubrir periodicidades en las series temporales. El carácter no aleatorio de las variaciones de los precios de los activos financieros es el presupuesto básico a partir del cual se podría afirmar que es posible encontrar algún patrón a lo largo del tiempo, si bien no necesariamente periódico. Por esta razón, y con el afán de establecer el marco teórico, se realizará inicialmente un repaso de la literatura relacionada con el comportamiento aleatorio de los precios de las acciones y del estado de la cuestión, partiendo de su origen, la Teoría del Paseo Aleatorio, que a partir de los años 60 formó la base de lo que se conoce como la Teoría de la Eficiencia de los Mercados, paradigma predominante en el área de la teoría financiera y que convive actualmente con otros enfoques como las Finanzas del Comportamiento.

2.1.1 *La Teoría del Paseo Aleatorio.*

La Teoría del Paseo Aleatorio supone inicialmente independencia y normalidad en la distribución de la variación de los precios de los activos y así fue descrito por su primer proponente, Louis Bachelier, doctor en economía por la Universidad de la Sorbona con su tesis "The Theory of Speculation" (1900). En su investigación sobre el mercado de opciones y *forwards* sobre bonos soberanos franceses estableció que los factores que afectan a los mercados de renta variable son innumerables, en ocasiones sin mostrar



conexión con las fluctuaciones, concluyendo que no es posible determinar matemáticamente una previsión para dichas fluctuaciones: “la expectativa matemática de un especulador es cero” (Bachelier 1900). Propuso el movimiento browniano para explicar las variaciones de precios, cinco años antes de que el propio Albert Einstein (1905) formulara dicha teoría para explicar el comportamiento de las partículas en suspensión en un líquido. En todo momento hay una compensación entre los que compran, pues creen que el mercado va a subir, y los que venden, que creen que el mercado va a bajar. El mercado, conjunto de compradores y vendedores, no “cree” ni en el alza ni en la baja del mercado sino que el mercado puede subir o bajar, siendo la expectativa de ganar igual a la expectativa de perder. El trabajo de Louis Bachelier pasó desapercibido hasta la década de 1960, cuando el premio Nobel en Economía Paul A. Samuelson distribuyó su trabajo entre economistas de renombre de la época.

El paseo aleatorio o movimiento browniano clásico descrito por Bachelier se define como un proceso que comienza en el origen, cuyos incrementos son independientes y están idénticamente distribuidos según una normal con media cero y varianza proporcional al incremento temporal. En la actualidad se sabe que el modelo era incorrecto en lo que se refiere a la predicción de que los precios cambian siguiendo una distribución normal de media cero. Además, se basaba en supuestos poco realistas, como una tasa de interés cero o un modelo que permitía precios negativos para las acciones.

Partiendo de la concepción original propuesta por Bachelier, según la cual no se puede ganar especulando en bolsa, distintos autores como Osborne (1959), Moore (1964),



Alexandre (1961) (1964), y Granger y Morgenstern (1963) fueron haciendo incorporaciones, ya que la realidad hacía evidente una distribución leptocúrtica en los rendimientos de los activos financieros. Se configuró lo que se conoce actualmente como la Teoría Moderna del Paseo Aleatorio, basada en un movimiento browniano geométrico en el cual los logaritmos de los precios son los que siguen un movimiento browniano con tendencia.

Las principales críticas a esta teoría se introducen a continuación:

- Sornette (2003) expuso que aunque la mayor parte del tiempo se observa una distribución normal, la mayoría que las caídas extraordinarias de los mercados, que conforman las colas anchas en las distribuciones de los rendimientos, no se rigen por el principio de independencia, llegando a la misma conclusión para las comúnmente conocidas “burbujas”, o valores atípicos de signo positivo (Johansen y Sornette 2010).
- Por otro lado, también se hizo evidente que estas distribuciones sufrían de heteroscedasticidad. La proporcionalidad en la varianza con respecto a la raíz del intervalo de tiempo utilizado para el cálculo de las rentabilidades que se asume en la Teoría del Paseo Aleatorio fue rebatida por Andrew W. Lo y A. Craig MacKinlay (1988) entre otros, que demostraron que esta relación de proporcionalidad no se respetaba en el periodo de 1962 a 1985, concluyendo que los precios de las acciones no seguían un comportamiento aleatorio.



2.1.2 *La Teoría de la Eficiencia de los Mercados*

En los años 60 surge la Teoría de la Eficiencia de los Mercados (E. Fama 1965, 1970) como una corriente paralela y complementaria a la hipótesis de la Teoría del Paseo Aleatorio y fue tomando protagonismo configurándose como el paradigma del mercado y del pensamiento académico. Esta teoría propone que los movimientos de los precios de las acciones serán independientes siempre que haya suficientes agentes que incorporen las noticias que afectan al valor intrínseco de los precios. Estos reflejan siempre toda la información disponible, trayendo como consecuencia última la racionalidad a los mercados, mecanismo que marca su funcionamiento, siendo sus movimientos imprevisibles, por lo que en promedio no se puede ganar al mercado. Las tres premisas más importantes de esta teoría son: (i) los inversores incorporan la nueva información instantáneamente; (ii) los inversores son racionales; y (iii) siempre hay inversores inteligentes dispuestos a devolver, a través de arbitraje, los precios a su nivel de equilibrio. Estas hipótesis han sido rebatidas por diferentes autores ya que las evidencias empíricas las contradicen. Entre los numerosos trabajos que contrastan la eficiencia de los mercados, se destacan las siguientes críticas:

- Stanford Grossman y Joseph Siglitz (1980) argumentan que sí existe arbitraje en los mercados y éste tiene un coste pues la información no es gratuita, entonces no puede asumirse que un mercado está siempre informativamente en equilibrio. En esta misma línea, John G. Cross (1983), explica que ni los profesionales tienen las habilidades analíticas suficientes ni cuentan con los complejos modelos estadísticos y



matemáticos asumidos por esta teoría financiera como habituales. Otros autores como G. Hawawini y D. Keim (1995) defienden que la eficiencia es imposible debido a las deficiencias cognitivas del ser humano. Rode, et al. (1995) añaden que el volumen de información supera la capacidad de los agentes económicos de analizarla completamente. Anfrew Lo (2004) advierte que esta teoría depende de la interpretación que se haga de la información, lo que a su vez depende de la aversión al riesgo, variable que no es constante a lo largo del tiempo ni la misma para todos los agentes.

- También se han acreditado múltiples comportamientos irracionales en los mercados, como por ejemplo, el comportamiento de masas (Huberman y Regev 2001); la sobreconfianza en base a muy poca información (Fischhoff y Slovic 1980), (Barber y Odean 2001), (Gervais y Odean 2001); sobre-reacción (De Bondt y Thaler 1985); contabilidad mental (Tversky y Kahneman 1983); error en la estimación de probabilidades (Lichtenstein, Fischhoff y Phillips 1982); o las oscilaciones exageradas de los mercados que no se justifican en base a decisiones de inversionistas racionales (Shiller 2001), entre otros.
- Desde la perspectiva de la Teoría de Eficiencia de los Mercados, el arbitraje no supone un riesgo, no requiere capital y genera beneficios garantizados. Sin embargo, la realidad es muy distinta. El arbitraje incorpora riesgo y es difícil de implementar porque no siempre existe un bien sustitutivo o alternativo disponible, o bien porque las tendencias en los activos se pueden mantener mucho más allá de su valor intrínseco sin que haya garantía de que el precio revertirá a su valor intrínseco en un



periodo de tiempo razonable. Además, existen otras barreras materiales que impiden el arbitraje como son los costes de las transacciones, la falta de liquidez, las exigencias de garantías o la necesidad de posiciones muy grandes para superar los costes de transacción, lo cual requiere muchas veces el uso del apalancamiento, llevando aparejado el incremento del nivel de riesgo (Kirkpatrick II y Dahlquist 2011). Por último, la hipótesis del arbitraje contradice la hipótesis de que el mercado está informativamente en equilibrio y que nadie puede batir al mercado, pues si esto último fuera cierto, no sería necesario el arbitraje (Aronson 2007).

2.1.3 Finanzas del Comportamiento

En los últimos años y gracias a la mejora en la disponibilidad de información de los mercados financieros en tiempo real y a los desarrollos tecnológicos, han surgido un gran número de trabajos que defienden la existencia de comportamientos regulares en los mercados, incluso en un horizonte temporal intradía, que han sido etiquetados como supuestas anomalías o efectos estacionales. Se ha tratado de reconciliarlos con la Teoría de la Eficiencia de los Mercados a través de argumentos relacionados con la microestructura de los mercados, es decir, haciendo referencia a los mecanismos de funcionamiento de los mismos o al impacto de la llegada de información, las publicaciones de datos macroeconómicos, los efectos fiscales, una prima de riesgo que varía con el tiempo, e incluso las Finanzas del Comportamiento (Brooks y Hinich 2006) (Sewell 2011).



Cualquiera de los argumentos indicados en el párrafo anterior, pero principalmente las teorías que se engloban bajo el paraguas de Finanzas del Comportamiento, vienen a explicar por qué el movimiento de los rendimientos de las acciones no es aleatorio, posición contraria a la Teoría de la Eficiencia de los Mercados.

Las Finanzas del Comportamiento incorporan elementos psicológico-cognitivos, sociológicos y emocionales para explicar por qué los mercados se apartan del comportamiento racional y de la eficiencia informativa, por qué experimentan en ocasiones una elevada volatilidad y por qué se puede batir al mercado incluso en base a información ya pasada. Esta vertiente no asume que todos los participantes del mercado sean irracionales, sino que hay limitaciones a la racionalidad, principalmente derivadas de una situación de incertidumbre que impide que muchos inversores actúen de manera racional, y que además, el arbitraje implica riesgo y requiere capital, que no es ilimitado. Mientras que la Teoría de la Eficiencia de los Mercados propone que los precios se apartan de su nivel de equilibrio de manera aleatoria y brevemente, las Finanzas del Comportamiento mantienen que los precios se apartan de ese nivel de equilibrio por bastante más tiempo, lo que puede ser explotado para obtener un beneficio.

Las Finanzas del Comportamiento son una corriente relativamente joven, pues aunque data de 1912 el primer estudio específico sobre la psicología de los mercados (Selden 1912), no es hasta 1979 cuando se define un modelo alternativo para la toma de decisiones en escenarios de riesgo e incertidumbre (Kahneman y Tversky 1979). A pesar de su corta edad y de que no existe una sola formulación, en las últimas dos décadas se



ha progresado sustancialmente, siendo sus hipótesis contrastables a través de modelos matemáticos que permiten hacer predicciones sobre el funcionamiento real de los mercados y al mismo tiempo la posibilidad de refutación si no se manifiesta el comportamiento esperado. Por este motivo, ya es considerada por algunos como ciencia (Aronson 2007), alternativa a la Teoría de la Eficiencia de los Mercados, y aunque ninguna de sus formulaciones ofrece una explicación exhaustiva sobre el funcionamiento de las bolsas, sí evidencian todas ellas un componente no aleatorio en las mismas.

Sin estas evidencias empíricas encontradas de un componente no aleatorio en los rendimientos de los activos no sería justificable defender la existencia de patrones temporales en los precios.

2.2 Origen del Análisis del Factor Temporal

El elemento temporal parece tener una especial relevancia a la hora de determinar la existencia de un carácter cíclico de una serie de acontecimientos y así lo pone de manifiesto la RAE cuando define la palabra ciclo como un “período de tiempo o cierto número de años que, acabados, se vuelven a contar de nuevo” o bien como una “serie de fases por las que pasa un fenómeno periódico”. Asimismo, La Fundación para el estudio de los ciclos define la palabra ciclo como “fluctuaciones rítmicas recurrentes en intervalos de tiempo razonablemente regulares. Cuando es suficientemente regular y persiste



durante un intervalo de tiempo suficiente, no puede ser el resultado del azar. Y cuanto más persiste, más predecible es”².

Cabe destacar que en ninguna de estas definiciones se exige que los intervalos de tiempo sean fijos como condición necesaria, sino que la característica común es que esas rítmicas fluctuaciones sean razonablemente regulares y persistan en el tiempo. De hecho, se tendría que descartar la existencia de ciclos en los mercados bursátiles si su definición exigiera intervalos de tiempo fijos pues nada en los mercados es estático, característica que resultaría imposible ya que sería pronto anticipado por los inversores, alterando, mediante su acción en el mercado, cualquier regla fija.

No obstante, los primeros que tratan de explicar el comportamiento de los mercados en base al elemento temporal, definen su movimiento como una secuencia de tiempos fijos que se repetían sistemáticamente bajo alguna norma, relación u orden, durante los cuales se alternaba una fase de expansión y otra de contracción en los precios.

² Traducción propia. *“A cycle is a rhythmic fluctuation that repeats over time with reasonable regularity. When it is sufficiently regular and persists over a long enough span of time, it cannot reasonably be the result of chance. And the longer a non-chance rhythm continues, the more predictable it becomes.”* (Foundation for the Study of Cycles, INC 2014)



Destaca en primer lugar el americano Samuel Benner (1832-1913), cuyo trabajo es considerado el primer estudio extenso sobre los ciclos en los mercados financieros y el primero en definir un modelo temporal de ciclos que permitía hacer previsiones futuras. Fue un granjero americano con estudios de ingeniería que aun siendo el propietario de la granja más extensa de cerdos y maíz de Ohio no pudo evitar arruinarse como consecuencia de la epidemia de cólera y de la crisis de 1873. Desde entonces se dedicó al estudio y análisis de la duración de las fluctuaciones de precios concluyendo que sus máximos y mínimos sucesivos conformaban ciclos ordinarios. En 1875 publicó su libro *Benner's Prophecies of Future Ups and Downs in Prices* sobre los ciclos y sus previsiones para 1876-1904 en los precios de algunas materias primas, adquiriendo gran popularidad entre banqueros y hombres de negocios y llegándose a publicar unas 16 veces debido al acierto de sus previsiones.

Los análisis de Benner, que se centra en los precios medios anuales del maíz, algodón, cerdos y del acero, se enmarcan en la época en que se crea el mercado *Chicago Board of Trade* para la comercialización de productos financieros derivados sobre activos agrícolas como subyacente y se inaugura el primer ferrocarril transcontinental en EEUU, era del desarrollo de la meteorología como ciencia y del desarrollo de las estadísticas de agricultura. En opinión de Benner, estas estadísticas carecían de valor para la planificación de los granjeros ya que eran manipuladas, pobres, irregulares y llegaban con retraso. Como alternativa proponía estudiar el pasado, los precios, que es lo único que se conoce con certeza: "El precio de cualquier producto es el exponente de la sabiduría acumulada de un país sobre la oferta disponible y la potencial demanda de ese producto; y mientras



avanza o desciende el precio, así se pone de manifiesto el exceso o déficit de un producto o materia prima” (Benner 1975)³.

Además, defendía el axioma de que la historia se repite debido al comportamiento cíclico del ser humano, comportamiento cíclico que se observa principalmente en la naturaleza y en todo lo sujeto a la ley natural. Afirmaba que las situaciones de pánico en los mercados se han repetido sistemáticamente a lo largo de la historia con un nivel muy elevado de exactitud, siguiendo reglas temporales que son respetadas independientemente de la guerra, el pánico o las elecciones.

No quiso profundizar en las causas de estos ciclos aunque sí apuntó al sistema solar y los ciclos meteorológicos como posible explicación “la ciencia llegará a demostrar que existe una realidad en la conexión entre los eventos humanos y el funcionamiento de la naturaleza” (Benner 1975)⁴. Lo mismo explicaba cuando hablaba de las revoluciones comerciales, pues aunque apuntó a la caída de las reservas de oro y plata como causa de

³ Traducción propia: “*The Price of any product is the exponent of the accumulated wisdom of the country in regard to the available supply and prospective demand for that product; and the Price advances or declines, so it indicates the surplus or deficit of any product or commodity*”. (Benner 1975).

⁴ Traducción propia: “*Science will yet show that there is a reality in the connection between human events and the operations of nature*”. (Benner 1975).



las situaciones de pánico en la economía y por tanto, al descenso en la confianza del sistema y en la moneda, también añadió que detrás de todo se encontraban pautas del comportamiento humano que eran gobernadas por leyes de la naturaleza, pautas del comportamiento que llevaban de una situación de prosperidad a disminución de confianza en el papel moneda.

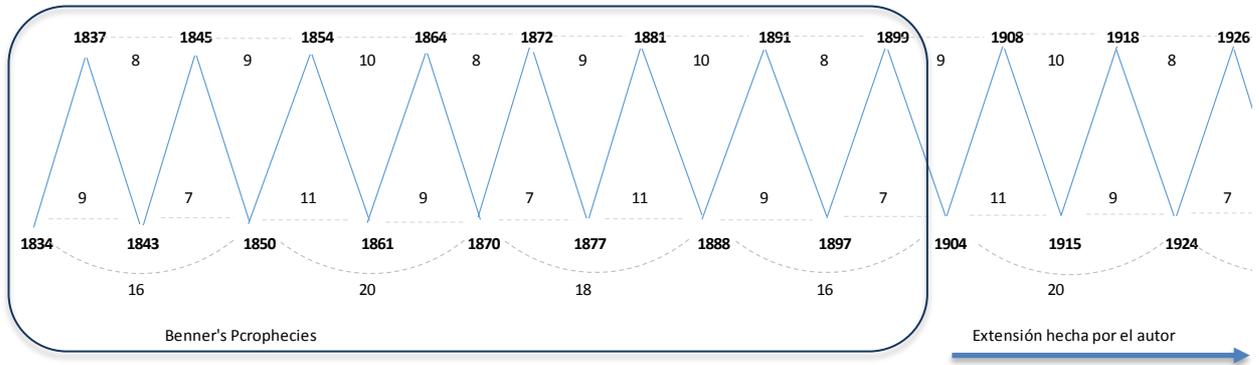
Samuel Benner observó, en los precios del acero, periodicidades fijas de ciclos largos de 18-20-16 años entre los mínimos, secuencia que conforma un ciclo de 54 años que más adelante será postulado por el economista ruso Kondratieff, entre otros. También observó ciclos más cortos de 8-9-10 años entre máximos, un total de 27 años, mientras que observó mínimos de menor duración en secuencias de 9-7-11 años. Defendía que todas estas secuencias de tiempos se repetían sistemáticamente y por ese orden.

Sus previsiones se hicieron en años absolutos, sin especificar fracciones de años entre ciclo y ciclo, por lo que se debería aceptar un error de +/- 1 año. Si trasladamos estas periodicidades, que Benner obtuvo analizando el periodo de 1884-1904, al DJIA, se habrían anticipado los mínimos de 1891, 1904, 1915 y 1924 con bastante exactitud. Según Edward R. Dewey, si se hubiera aplicado este método, el ratio de aciertos hasta 1935 habría sido de 50 a uno (E. R. Dewey 1967).



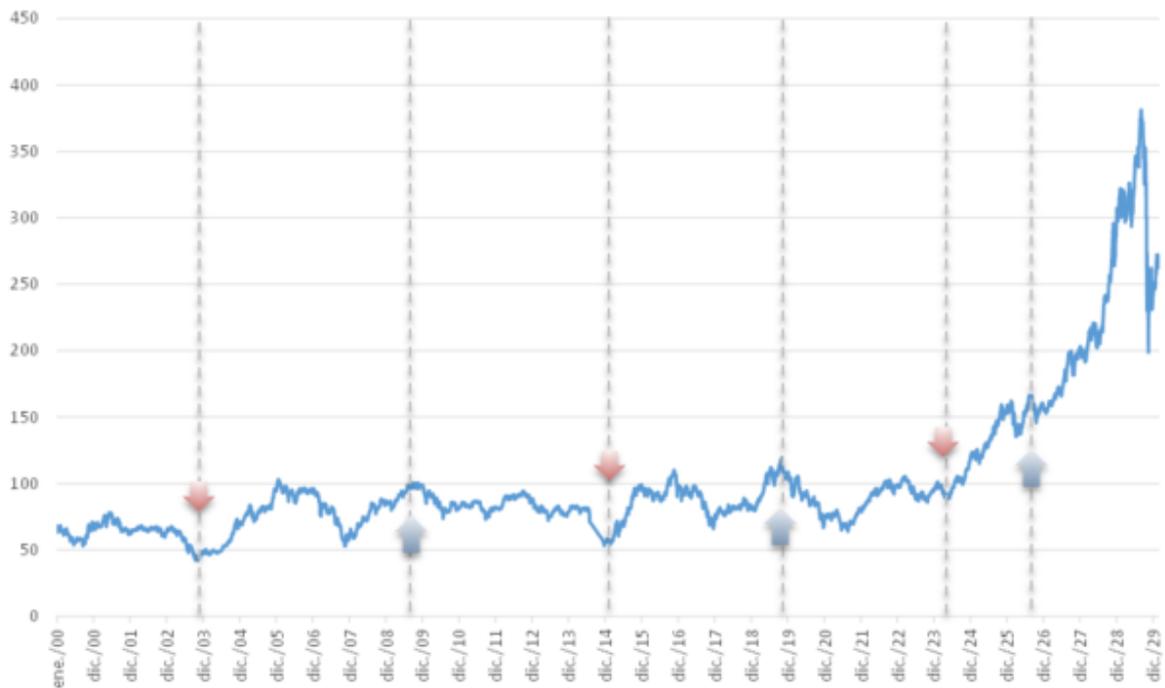
Ilustración 1. Años de precios mínimos y máximos en los precios del acero hasta 1904.

Proyecciones a futuro manteniendo la misma periodicidad, sin basarse en datos reales



Fuente: Elaboración propia.

Ilustración 2. Gráfico precios diarios del DJIA incorporando los ciclos del modelo de Benner sin ajustar (1900-1929)

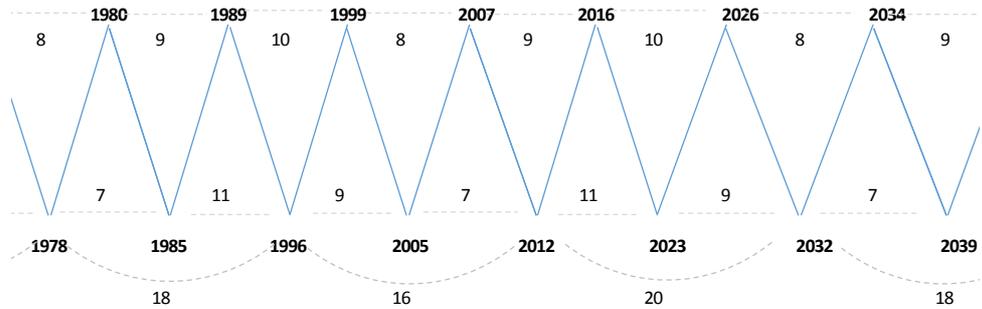


Fuente: Bloomberg y elaboración propia.

Si se extrapolara el modelo de Benner a la época más cercana a nuestros días aplicándolo al DJIA, se habría anticipado el mínimo de 2012 y los máximos de 2000 y el de 2007, pero no habría anticipado el crack de 2003 y 2009.

Ilustración 3. Extensión del modelo de Benner para los precios del acero a 1978-2039.

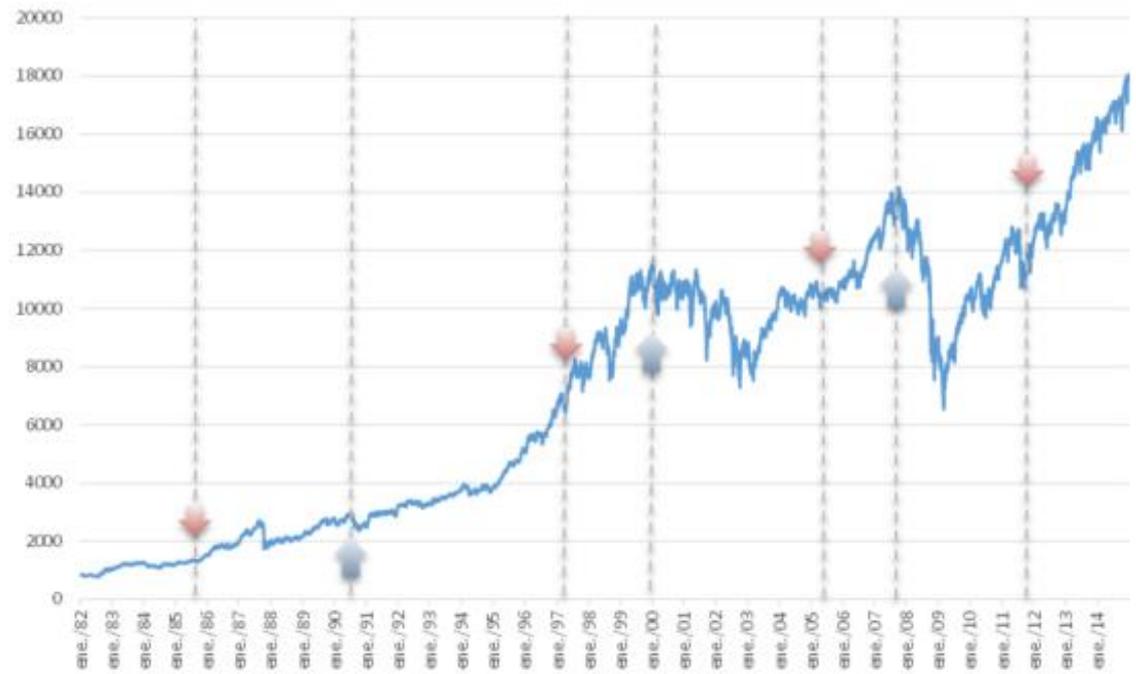
Años de precios mínimos y máximos



Fuente: Elaboración propia.



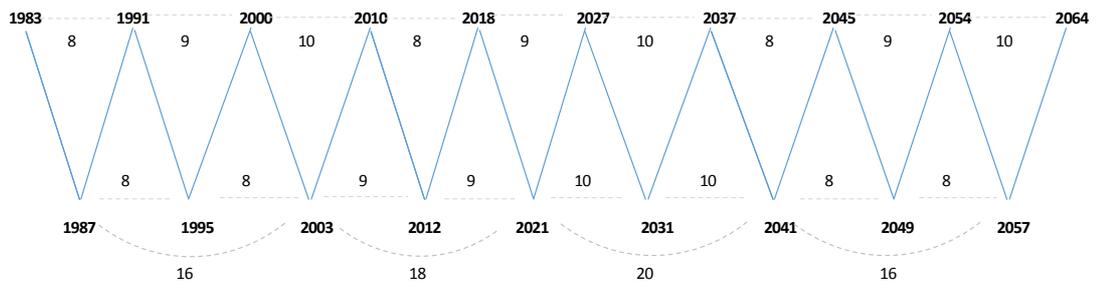
Ilustración 4. Gráfico precios diarios del DJIA 1981-2014 incorporando los ciclos del modelo de Benner sin ajustar



Fuente: Bloomberg y elaboración propia.

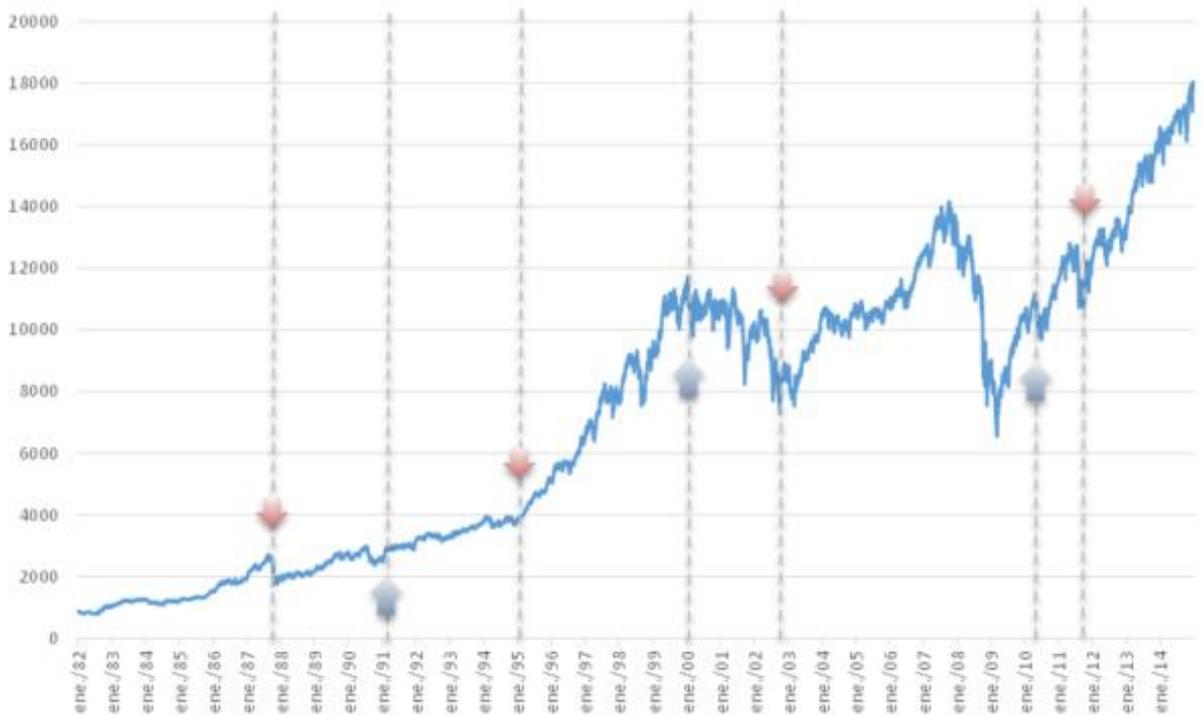
En cambio, si partimos de las periodicidades previstas en el modelo de Benner para los precios del acero y lo ajustamos para hacerlo coincidir con los suelos más relevantes de la historia reciente en el DJIA, se observa que se respeta esa periodicidad y habría anticipado los mínimos de 1987, 1995, 2003, 2012, y los tops de 1991, 2000, y 2010, aunque el máximo de 2007 y el mínimo de 2009 seguirían sin ser anticipados.

Ilustración 5. Extensión del modelo de Benner para los precios del acero a 1983-2064 ajustado para hacerlo coincidir con los mínimos del DJIA. Años de precios mínimos y máximos



Fuente: Elaboración propia.

Ilustración 6. Gráfico de precios diarios del DJIA incorporando los ciclos temporales del modelo de Benner ajustado de acuerdo con los pánicos más recientes de los mercados.



Fuente: Bloomberg y elaboración propia.

La segunda persona relevante en los orígenes del estudio de los ciclos en los mercados financieros y que también concluyó que existían ciclos de duración fija es Edward R. Dewey (1895-1978), economista de Harvard, fundador y presidente de la Fundación para el estudio de los ciclos que dedicó su vida a la investigación de los ciclos en las distintas áreas del conocimiento, no solo en la economía o en los mercados, sino también de la geología, biología, sociología y otras áreas de conocimiento. Inició su actividad de observación en 1931 tras ser contratado como analista por el Departamento de Comercio de los Estados Unidos con el objetivo de analizar las causas de la Gran Depresión de 1929. En su investigación descubrió que no era la primera vez que Estados Unidos se encontraba en una situación similar. De hecho, esa experiencia había ocurrido con cierta regularidad. Tras preguntar a muchos economistas con opiniones contradictorias sobre las causas, decidió entonces estudiar no tanto el por qué sino el cómo se comportan los mercados (Dewey y Mandino, 1971).

La mayor parte de su obra se encuentra ahora custodiada por la *Market Technician Association*⁵ de Nueva York aunque destacan dos de sus libros: *Cycles: The Science of Prediction* en 1949 y *Cycles: The Mysterious Forces That Trigger Events* escrito en colaboración con Og Mandino en 1971.

⁵ www.mta.org



Edward R. Dewey llegó a la conclusión de que muchos fenómenos -todos los que sometió a su observación-, mostraban un comportamiento cíclico de duración fija en sus series temporales y que existían ciclos de muy diversa duración, desde meses hasta cientos de años. Para el estudio de estas series temporales utilizaba diferencias de medias móviles de distinta duración lo que le permitía eliminar el efecto de la tendencia y aislar los ciclos, midiendo de esta forma la duración que existía entre mínimos sucesivos.

Su tesis se asentaba en que la naturaleza no era aleatoria sino que mostraba un comportamiento razonablemente regular y recurrente de máximos y mínimos en las series temporales. El argumento de un comportamiento no aleatorio quedaba reforzado por otras características que él defendió, como es la existencia de un ciclo dominante causante de esos máximos y mínimos, los cuales son el resultado de la existencia del ciclo y no de otros factores; que se mantenga un periodo uniforme y regular; que se repita el ciclo un número elevado de veces con una concreta periodicidad; el nivel de constancia en el periodo; que se restablezca tras cualquier distorsión; que se mantenga durante largos periodos de tiempo a pesar del cambio en las condiciones; que persista el comportamiento cíclico tras ser descubierto; y que la forma del ciclo no tenga una naturaleza aleatoria (E. R. Dewey 1967).

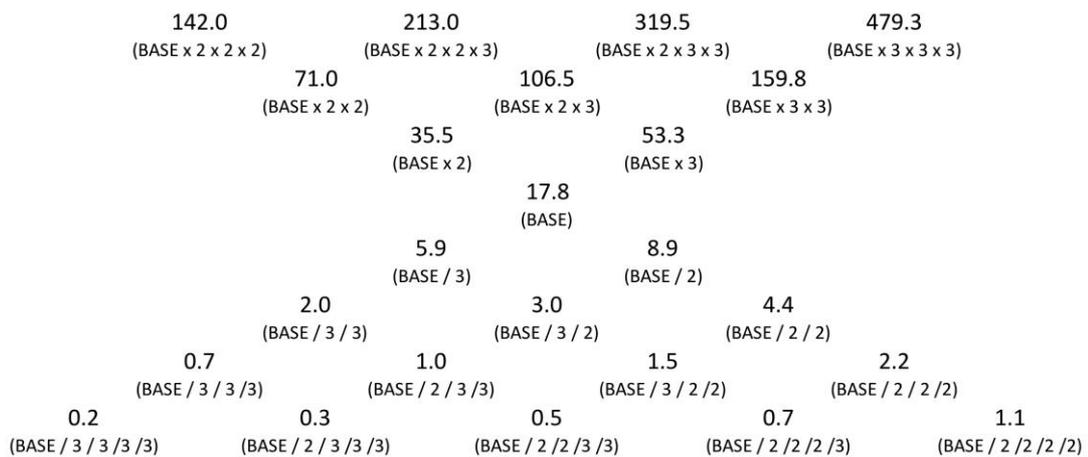
Para su asombro observó que distintas disciplinas no relacionadas estaban sometidas a ciclos de igual duración. Por poner solo unos ejemplos, Dewey detectó un ciclo de en torno a 18 años en el fenómeno de inmigración en EE.UU, en los precios del algodón, del hierro y del trigo, y en los matrimonios celebrados en EEUU, o bien identificó el ciclo de



9.2 años en el mercado bursátil, en la venta de seguros de vida y en el volumen de trigo recolectado (E. R. Dewey 1967).

Dewey advirtió también que series temporales que en principio no guardaban ninguna relación y que presentaban ciclos del mismo periodo, se sincronizaban en el mismo momento temporal, normalmente en los mínimos, además de mostrar aproximadamente la misma forma. Postuló que los distintos periodos de los ciclos en un fenómeno concreto estaban relacionados entre sí de tal manera que cada ciclo es el resultado de multiplicar el periodo del ciclo anterior más corto por dos o por tres. Todas estas observaciones reforzaban el carácter no aleatorio del comportamiento cíclico (E. R. Dewey 1967).

Ilustración 7. Progresión doble y triple del ciclo de 17.75 años



Fuente: The Case of Cycles, 1967, Dewey; y elaboración propia.

Aunque desde la Fundación para el Estudio de los Ciclos resaltan su prudencia a la hora de alcanzar conclusiones, no han faltado detractores a Dewey como Milton Friedman, quien



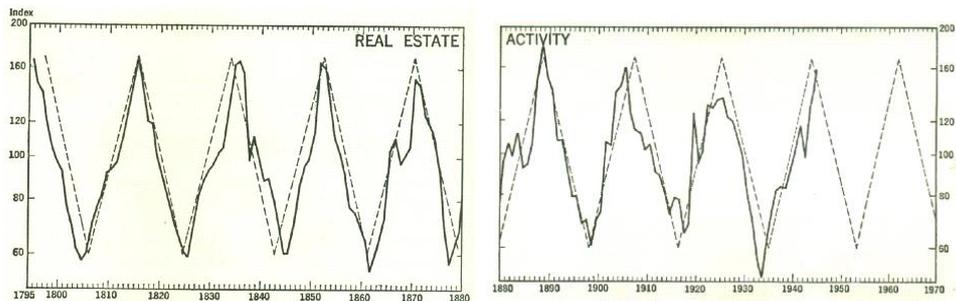
aseguró que ninguna de sus aportaciones revestían del carácter de científicas sino que más bien se trataba de una pseudociencia (Friedman y Sasuly 1948), y no le faltaba razón pues en sus escritos ni se detallan los cálculos ni están claras las fuentes, ni resulta demostrado de manera concluyente que todas las series temporales de los fenómenos de la naturaleza se comportan en forma de ciclos.

No obstante, es interesante destacar que las investigaciones de Dewey llegan a concluir que existe un ciclo de 54 años en los precios de materias primas como en el cobre o en los precios de las compañías de ferrocarril, periodo similar al que llegó Benner y más tarde será defendido por Kondratieff. Aporta otras periodicidades a la actividad cíclica de los mercados como por ejemplo los 17.8 años en las acciones de las empresas industriales, periodo que se aproxima al ciclo de 17 años públicamente reconocido y utilizado por el famoso inversor Warren Buffet para la planificación de sus inversiones (*Mr. Buffett on the Stock Market The most celebrated of investors says stocks can't possibly meet the public's expectations. As for the Internet? He notes how few people got rich from two other transforming industries 1999*); o el de 11.9 años proclamado más tarde por Clement Juglar para los tipos de interés y los precios; los 4 años para las acciones industriales, periodo similar al famoso ciclo Kitchin. Además, han existido otros autores que han contrastado sus periodicidades con la realidad presente confirmando su validez, como es el caso del ciclo propuesto por Dewey para el mercado inmobiliario de 18.33 años, analizado por Constance M. Brown en su libro *Technical Analysis for the Trading Professional* publicado en 2012, donde afirma que el suelo que siguió al estallido de la



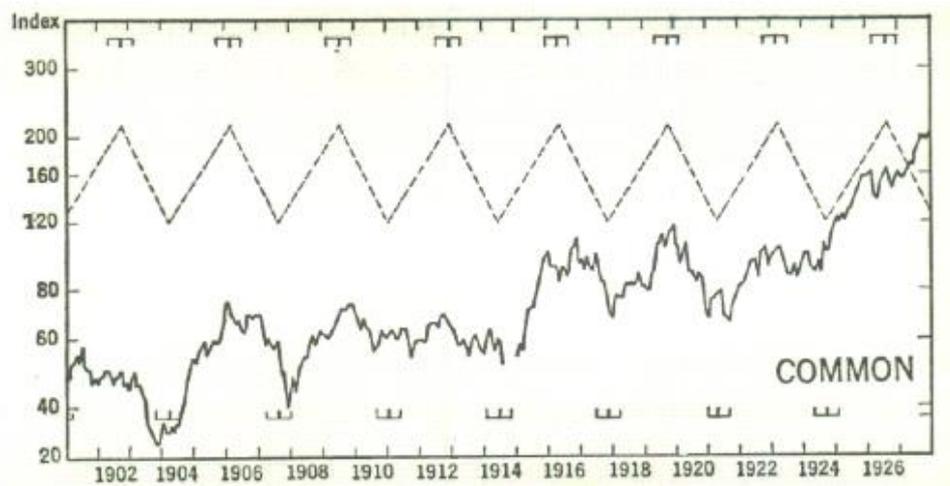
burbuja en 2008, de acuerdo a la periodicidad propuesta por Dewey, se debía registrar en el último trimestre de 2011, como así sucedió.

Ilustración 8. Ciclo de 18 y 1/3 años en la actividad del mercado inmobiliario en EEUU



Fuente: Cycles: The Science of Prediction, 1949, Dewey y Dakin.

Ilustración 9. Análisis del ciclo de 3,5 años en el DJIA



Fuente: Cycles: The Science of Prediction, 1949, Dewey y Dakin.



El tercer gran autor en los orígenes del estudio del factor temporal en la formación de los precios, quizás el más original y aún enigmático en sus proposiciones y que ya desde joven se configuró como una de las mayores leyendas de Wall Street, fue William Delbert Gann (1878-1955). Era una cabeza privilegiada para los números y las matemáticas que a los 16 años abandonó la escuela e inició su vida laboral como vendedor de periódicos. Su primera transacción fue una operación que realizó sobre algodón en 1901 desde la firma de intermediación donde trabajaba. En 1908 se trasladó a Nueva York donde abrió su propia firma de intermediación bursátil. Se cree que llegó a generar grandes fortunas a través de la negociación de las materias primas, aunque lo que parece cierto es que murió con pocos bienes. Tuvo barcos, inmuebles, terrenos y vendió su negocio de asesoramiento e intermediación varias veces (Costa 2000).

Era consciente de que el trabajo duro era un ingrediente necesario para el éxito. Dedicó 10 años en la biblioteca *Astor Library* de Nueva York y en el *British Museum* de Londres, India y Egipto a investigar la conexión que existía entre las distintas leyes matemáticas, las series temporales y el funcionamiento de los mercados bursátiles. En 1908 descubrió lo que él llamó Ley de la Vibración, teoría derivada de las ciencias naturales que prometía anticipar los tiempos en los movimientos de los mercados que se movían en forma de ciclos (Wykoff 1909). Fue un escritor prolífero, autor de siete libros, dos cursos sobre su método de negociación en bolsa y numerosas cartas a sus alumnos, aunque en opinión de algunos, con una prosa obtusa y haciendo referencia a diversas cosas aparentemente inconexas, lo cual dificulta la comprensión de sus métodos.



Con la mera intención de ilustrar, aunque se trata de datos ajenos a la ciencia, se comenta que el prestigio de Gann se debe a su reconocimiento como gran negociador de bolsa y así fue atestiguado por varios observadores independientes. Ganó mucha popularidad por su capacidad de anticipar giros del mercado con una impresionante exactitud y nivel de acierto, con un ratio de éxito del 85-90% indicando máximos y mínimos intermedios y mayores para el periodo de 1919 a 1926, información contenida en las publicaciones de Gann según explica Nail A. Costa en *"How Would W. D. Gann See the Stock Market in 2001?"*, 2003. La previsión más popular de todas fue el máximo que anticipó para el DJIA para el 3 de septiembre de 1929, máximo que debía ser seguido de un gran mercado bajista, como así sucedió. Richard Wyckoff, editor de *Ticker and Investment Digest* y uno de los más reputados escritores sobre el mercado de renta variable de aquel entonces, escribió un artículo sobre sus habilidades:

Durante el mes de octubre de 1909, en veinticinco días, el Sr. Gann realizó, en presencia de nuestro testigo, 286 transacciones en varias acciones, tanto posiciones largas como posiciones cortas. Del total, 264 resultaron en ganancias mientras que 22 en pérdidas.

El capital con el que operaba se multiplicó por diez terminando el mes con una ganancia de 1,000% del margen inicial.

Le hemos visto generar en un día 16 órdenes sucesivas sobre la misma acción, ocho de las cuales se produjeron en los máximos o



en los mínimos, en el percentil octogésimo del movimiento completo. Lo escrito arriba puede ser verificado.

Este resultado, junto con los precedentes, es probablemente incomparable en la historia de Street⁶.

(*Ticker and Investment Digest*, Volumen 5, Número 2, Diciembre 1909, page 54).

Tras esta publicación, otros periódicos se hicieron eco de las habilidades de Gann, tales como *New York Herald*, el *New York Sun*, el *New York Evening Telegram*, el *New York Morning Telegraph*.

Para Gann no había nada en el universo que estuviera sometido al azar, sino que los principios matemáticos pitagóricos, la geometría y la astrología podían explicar cualquier fenómeno, incluido el comportamiento de la bolsa. Fue el primer analista en proponer la estructura del mercado como una relación entre el tiempo, el precio o niveles de resistencia, y el espacio o ángulos geométricos. Estos eran los tres elementos más importantes de los que el tiempo es el más relevante: cuando un nivel de precio era alcanzado en el tiempo apropiado, el giro sería inminente.

Su metodología era vaga y no ha sido demostrado científicamente su validez, sin embargo, supuso una gran aportación su entendimiento de que todo análisis bursátil

⁶ Traducción propia (Wykoff 1909).



debía tener en cuenta no solo el precio sino también el factor temporal. A modo ilustrativo se exponen a continuación las grandes líneas de su metodología.

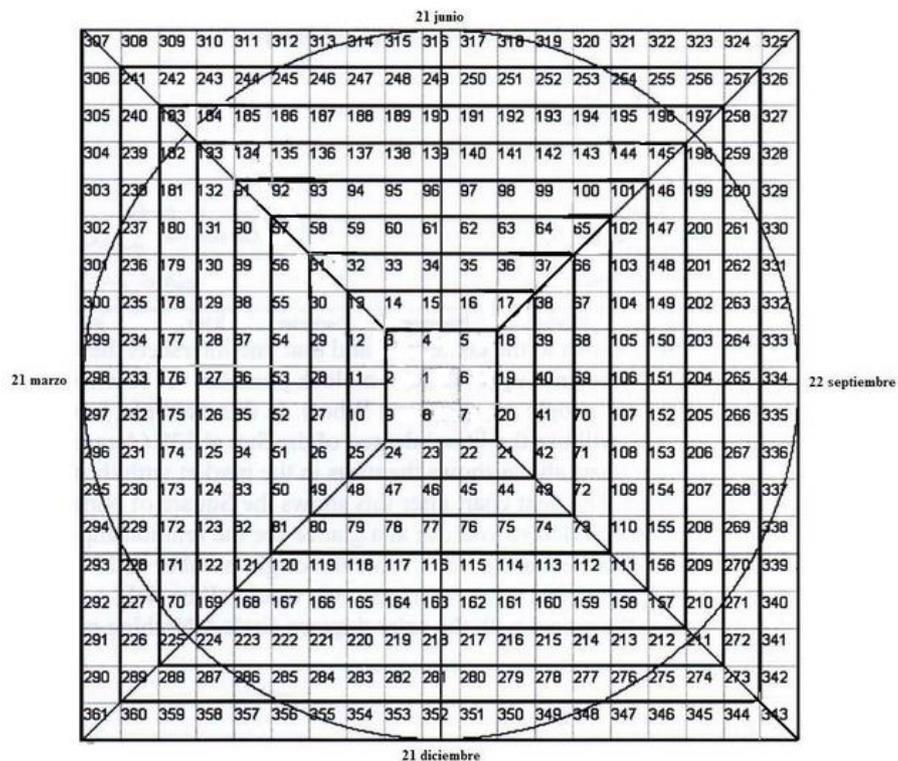
Gann postulaba que la separación entre máximos y mínimos del mercado estaba relacionada con periodos temporales físicos del sistema solar, y con mínimos y máximos pasados, guardando relaciones de carácter matemático y temporal. Es decir, entre estos máximos y mínimos se observaban proporciones matemáticas que podían ser obtenidas al superponer un cuadrado y cuatro triángulos en un círculo, figura cuyos grados representaban cada uno de los días del año, el tiempo aproximado que la Tierra tarda en dar la vuelta al Sol. Los triángulos formaban ocho ángulos de 45 grados que representan los cambios estacionales, entre los que se encuentra los solsticios, 21 al 22 de junio y el 21 al 22 de diciembre, y los equinoccios, 20 a 21 de marzo, y el 22 a 23 de septiembre, fechas estas muy importantes para Gann pues, en su opinión, solían coincidir con importantes cambios en los mercados. El año comenzaba el 21 de marzo y a partir de ahí dividía el año en fracciones obteniendo otras fechas relevantes tales como 5 de mayo, 23 de julio, 5 de agosto, 8 de noviembre, 22 de noviembre, 21 de diciembre, 4 de febrero y 20 de marzo.

Esta herramienta de cálculo descrita en el párrafo anterior y que permite establecer relaciones entre el tiempo y el precio se conoce con el nombre de Cuadrado del Nueve, la herramienta más conocida de Gann. Se trata de un gráfico espiral cuyo aspecto recuerda a una pirámide vista desde arriba o a una rueda. Su origen se desconoce aunque algunos



autores afirman que está inspirado en los cálculos utilizados en la construcción del Templo Luxor de Egipto o en la Gran Pirámide de Giza.

Ilustración 10. Cuadrado del Nueve



Fuente: (Bolsa y Ciclos 2013).

Gann insistió en que el factor temporal era el más importante de todos y que mientras el tiempo suficiente para un movimiento concreto no haya concluido, no comienza ningún nuevo movimiento relevante ni al alza ni a la baja. La historia tiende a repetirse, por lo que su consejo consistía en que una vez se alcanzara un máximo o mínimo importante, se examinaran los 3, 5, 7 y 10 años anteriores de historia para observar si el mercado

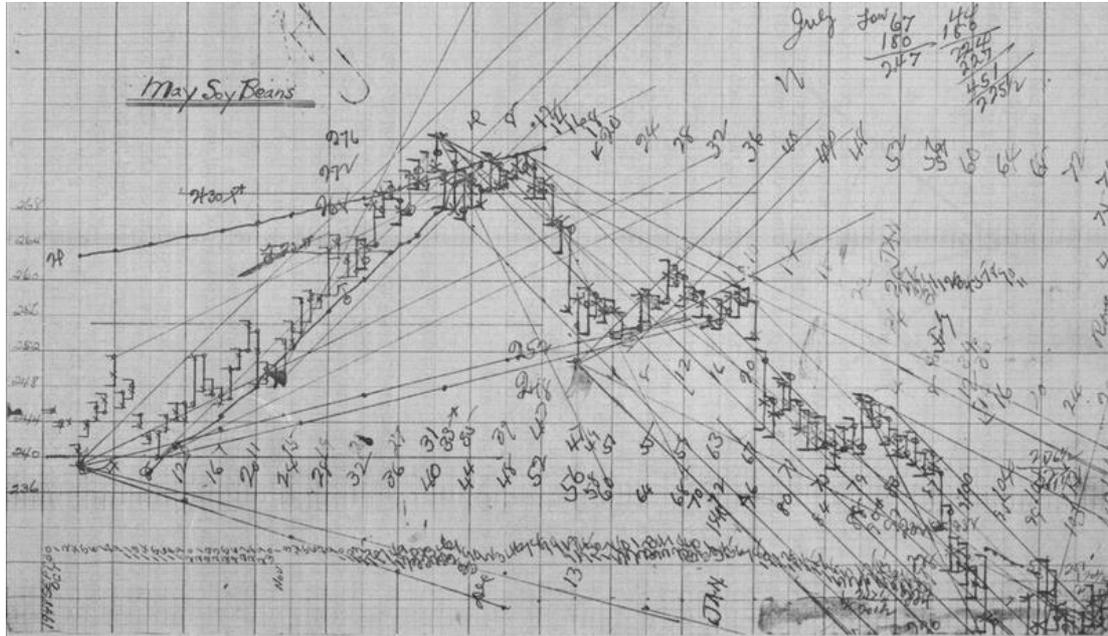


respetaba alguna periodicidad. Para Gann las periodicidades a largo plazo más importantes eran la de 90 años, 45, 22.5, 11.25, 7, 6 y 5 años así como sus múltiplos, entre los que destaca el de 49 años. Con respecto a los ciclos cortos, estos se producen cada 7, 9, 11.25, 14, 18, 21, 22.5, 45 días, y también 13 semanas, 26 semanas, y un año.

Gann propuso, asimismo, que entre los máximos y mínimos existía una relación proporcional de tal forma que ese rango de precios pudiera ser dividido en porcentajes que representaban niveles de retroceso significativos, siendo el retroceso del 100% (es decir, corregir completamente el movimiento de avance inmediatamente anterior) el más importante, seguido de 50%, 25% y 12.5%. Propuso otra técnica para el cálculo de los niveles de resistencia relevantes basado en la utilización de los ángulos geométricos que relacionaban el precio y el tiempo. Para su cálculo usaba una hoja cuadriculada, siendo de todos los ángulos el de 45 grados el más importante, pues reflejaba perfecta proporcionalidad de 1x1 entre el movimiento del precio (cuadrados hacia arriba o hacia abajo, según sea un mercado alcista o bajista) y el tiempo (cuadrados a la derecha). En caso de conflicto entre el nivel de precio alcanzado y el tiempo, se daba preferencia al factor tiempo, es decir, el movimiento no habría concluido.



Ilustración 11. Gráfico de Gann para la soja



Fuente: http://www.astrologyforantraders.com.au/advanced_level.html

Gann hizo historia por su capacidad de acierto de los giros del mercado, como fue atestado por observadores independientes, por la filosofía que subyace en sus enseñanzas, donde prima la conservación de capital y la espera al tiempo apropiado, así como por sus originales instrumentos y métodos de análisis.

2.3 Etapa Moderna

Gracias a la aparición de los ordenadores, aproximadamente en la década de los cincuenta, que permitieron el almacenamiento y manipulación de la información, la Teoría de los Ciclos de los mercados de valores experimentó un gran impulso, haciendo



posible el uso de técnicas científicas para la medición de los mismos y acercando dichos métodos al inversor medio.

Destaca en primer lugar James M. Hurst, también llamado Padre de la Teoría de los Ciclos, científico californiano educado en las universidades de Kansas, Brown y Washington principalmente en el área de la física e ingeniería aeroespacial. Fue uno de los primeros investigadores que hicieron uso de los ordenadores digitales a gran escala para el análisis numérico de las series temporales de los precios de las acciones.

A pesar de desarrollar gran parte de su carrera profesional en el campo aeroespacial, su interés por el mercado de valores se inició en 1960. Tras acumular una serie de malas experiencias con el uso de técnicas convencionales de inversión basadas en fundamentales para la inversión a largo plazo y en los gráficos para el corto plazo, empezó a preguntarse por qué los precios cambiaban de manera tan desconcertante. Dedicó al menos 20.000 horas de investigación y análisis de los mercados aplicando técnicas utilizadas en la física con el objetivo de desarrollar un sistema racional de inversión. En particular, aplicó por primera vez a los precios el análisis espectral con objeto de identificar periodicidades (Hurst 1970).

El único ejemplo anterior a Hurst en la aplicación del análisis espectral al mercado de valores es el análisis que realizaron Clive W. J. Granger y Oskar Morgenstern en 1962, cuando todavía el análisis espectral estaba poco desarrollado. Sin embargo, el propósito de esta investigación fue demostrar la existencia o no del carácter aleatorio en las rentabilidades más que identificar periodicidades en un posible movimiento cíclico,



llegando a la conclusión de que existían evidencias no muy robustas de un posible movimiento cíclico en los precios a largo plazo (Granger y Morgenstern 1963).

En 1970, Hurst publica su libro *The Profit Magic of Stock Transaction Timing*, libro en el que resumía su técnica basada en el factor temporal del movimiento cíclico de los mercados y en las medias móviles. Inicialmente sólo se llegaron a hacer 250 copias de esta obra, quizás por la poca popularidad que gozaba el mercado bursátil en aquella etapa de mercado bajista, aunque 25 años más tarde *Traders Press* publicó de nuevo su trabajo. No obstante, nunca ha dejado de ser un trabajo poco conocido e infrutilizado, principalmente porque en la época de Hurst no existían los ordenadores personales y por tanto la obra no estaba en consonancia con la tecnología que después se hizo disponible, y porque además el sistema estaba basado principalmente en matemáticas avanzadas y resultaba difícil de asimilar y aplicar (Grafton 2011).

A modo de resumen, Hurst propone que el movimiento de los precios responde en un 2% a un componente aleatorio, mientras que el impacto de información de carácter fundamental tiene un protagonismo de un 75% de su movimiento. Hurst incluye un tercer elemento al que él llama “*x-motion*” que explicaría un 23% del movimiento de los precios y que se define como el resultado de la combinación de un número infinito de componentes cíclicos de distinto periodo, fase y amplitud. Cada componente cíclico está relacionado con el resto de componentes cíclicos a través de sus respectivos periodos, que guardan relaciones armónicas entre sí, existiendo además una sincronización de los niveles mínimos de todos los componentes cíclicos (Hurst 1970).



La gran aportación de Hurst fue la definición del modelo cíclico de los mercados, estableciendo ocho axiomas que permiten explicar desde el punto de vista matemático el movimiento de los precios: Principio de Proporcionalidad, de Uniformidad, de Variación, Principio de Movimiento Armónico, Principio de Nominalidad en el periodo (*Principle of Nominality* en inglés, es decir, no existen componentes cíclicos cuyos periodos toman valores infinitos, sino que los periodos tienden a repetirse y ser comunes entre las distintas emisiones), destacando el Principio de Sumación de diversos componentes cíclicos de distinto periodo lo que permite descomponer el movimiento de los precios e identificar el componente cíclico de interés (Hurst 1970). Todos estos principios se describirán con detalle en el siguiente capítulo.

En cuanto al elemento temporal del movimiento cíclico de los precios, Hurst propuso que una serie de periodicidades tendían a observarse en los ciclos de las acciones, lo cual constituye el Principio de Nominalidad. Sin embargo, recordó que se trataba de medias a largo plazo, que este principio estaba sometido al Principio de Variación y que por tanto las periodicidades propuestas debieran servir sólo como una guía. Cabe destacar que algunas de las periodicidades aportadas por Hurst son muy parecidas a las de Benner o Dewey.



Ilustración 12. Periodicidades aportadas por J. M. Hurst en los componentes cíclicos de los mercados

Calendario Natural				Calendario de Negociación			
Años	Meses	Semanas	Días	Años	Meses	Semanas	Días
54				54			
18				18			
9				9			
	54				54		
	18	80 (560 D)			18	80 (392 D)	
	9	40 (280 D)			9	40 (196 D)	
		20 (140 D)				20 (98 D)	
		10 (70 D)	80			10 (49 D)	56
			40				28
			20				14
			10				7

Fuente: (Grafton 2011).

Otro analista de la época de Hurst llamado William C. Garrett, licenciado en ingeniería por la *Iowa State University* y en periodismo por la Universidad de Missouri, escribió *Investing for Profit with TORQUE Analysis of Stock Market Cycles* (1973) proponiendo la misma explicación al movimiento oscilante del mercado de valores: éste podía ser explicado como una suma de ciclos que guardaban entre sí una relación de proporcionalidad. El comportamiento de los mercados respondía exclusivamente a elementos de carácter fundamental y cíclico. Garrett aportó una serie de periodicidades a través de un modelo diseñado por el en base a la relación entre el precio, volumen y tiempo, entre las que se encontraban 17 años, 8.5 años o 4.25 años, pero advertía que estaban sujetas a variación como consecuencia de otros acontecimientos externos o internos y porque además, si existiera una periodicidad evidente, ésta sería anticipada por los inversores y la alterarían.



A finales de los años 70 y principios de los 80 empiezan a aparecer numerosos artículos que analizaron, con una metodología u otra, las posibles periodicidades que se observan en las fluctuaciones de los precios de las acciones como una anomalía a la Teoría de la Eficiencia de los Mercados. Yadav y Pope (1992) y Martin Sewell (2011) realizaron una importante revisión de la literatura en torno a las periodicidades demostradas en los mercados bursátiles en el corto plazo, destacando:

- efecto estacional del fin de semana, es decir, que los precios tienden a bajar en viernes y subir los lunes (French 1980) (Gibbons y Hess 1981) (Keim 1987) (Rogalski 1984), (Smirlock y Starks 1986), (Ignatius 1992),
- efecto apertura del mercado y cierre del mercado, que consiste en que el movimiento más rentable se registra en los primeros 45 minutos de la sesión de negociación (los lunes suelen registrar caídas, el resto de los días de la semana tienen a registrar en ese tiempo un movimiento alcista). Con respecto al cierre de la sesión, los últimos movimientos suelen ser positivos (Harris 1986) (Wood, McInish y Ord 1984) y (Brooks y Hinich 2006) entre otros,
- efecto enero, el más conocido de todos, que versa sobre la tendencia que existe a que este mes sea el más rentable de todos los meses del año (Rozeff y Kinney Jr. 1976), (Keirn 1983), (Akar y Baskaya 2011), aunque este efecto no se observa en todos los mercados, como es el caso de la bolsa de Bombay (Ignatius 1992),
- Periodicidad de 6 meses (Akar y Baskaya 2011), también conocido como el efecto *Sell in May and Go Away* o el *Halloween Indicator*, que consiste en la tendencia a registrar un peor comportamiento desde mayo-junio hasta octubre-noviembre. Este



ha sido demostrado para EE.UU. (Levis 1985) (O'Higgins y Downes 1990), la Bolsa de Bombay (Ignatius 1992), Japón (Sakakibara, Yamasaki y Okada 2013), entre otros mercados.

- el efecto de cambio de mes, que consiste en que las rentabilidades de los días inmediatamente anteriores al cierre mensual y los de la primera mitad del mes tienden a ser positivos (A. Ariel 1987), (McConnell y Xu 2008), (Giovanis 2014).

Con respecto a las periodicidades más a largo plazo, Granger y Morgenstern de un lado (1963), y Sharma y Kennedy (1977) de otro, aplicaron la técnica de análisis espectral a los mercados de valores concluyendo que se observaba la Teoría del Paseo Aleatorio en los movimientos cortoplacistas y débilmente un movimiento cíclico a largo plazo. Bertoneche analizó varios mercados europeos y el mercado de Nueva York, concluyendo que su comportamiento no se desviaba de la Teoría del Paseo Aleatorio (1979). Frank Tarkany (1987), sin embargo, encontró evidencias de la existencia de ciclos de distintas periodicidades tras aplicar el modelo de auto-correlación a los cierres semanales de DJIA, periodicidades que se acercaban a las encontradas por los distintos autores relevantes en la materia. Además, concluye que el ciclo fundamental es el de 22 semanas, en torno al cual y en base a una relación proporcional se añaden todos los demás. Varios autores han encontrado evidencias de la existencia de un ciclo de 9-11 años de duración, el llamado ciclo Juglar (Smith 1939), (L. C. Mokusch 1991) y (Hirsch y Hirsch 2012). Otros muchos aportaron evidencias de la existencia del llamado ciclo Kitchin o Presidencial en el S&P 500 (Allvine y O'Neill 1980), (Gärtner y Wellershoff 1995), (Hensel y Ziemba 1995), (Chen 1996) (Booth y Booth 2003), (Wong y McAleer 2007) y (Akar y Baskaya 2011). Edwards, et



al. descubrieron que los mercados de países menos desarrollados experimentan ciclos de periodicidad más corta (2003). Yan, et al. descubrieron una periodicidad de 26-29 meses de duración en el mercado chino (2007). Con respecto a los ciclos Kondratieff y Kuznets, de muy largo plazo, no se han explorado estas periodicidades en los mercados de valores al no existir históricamente registros suficientes.

La mayoría de las investigaciones se han centrado en estudiar el mercado americano, en concreto, el DJIA que es el índice bursátil del que más registros históricos se tiene. No obstante, también se ha contrastado la Teoría de los Ciclos en el mercado español, destacando Alfredo Bachiller Cacho (1992) que aplicó lo que bautizó como *modelo armónico* a datos mensuales de 1941-1990 del Índice General de la Bolsa de Madrid ("IGBM") y para el DJIA. Las periodicidades encontradas en el DJIA fueron de 25 años, 16.67 años, 5.57 años, 3.57 años, 28.57 meses, 18.18 meses, 13.04 meses, 12.24 meses. Para el IGBM las periodicidades encontradas fueron de 3.33 años, 13.04 años, 12.24 años y 9.23 años. Ignacio Peña (1995) no encontró evidencias de efectos calendarios en la Bolsa Española. Pilar Grau (1996), en su tesis doctoral, aplicó análisis espectral al IBEX-35 y al IGBM y encontró periodicidades de 0.2, 0.35, 0.5, 1.02, 2.25, 2.84, 4.74, 5.53, 8.53, 14.22 años. Gómez Biscarri y Pérez de Gracia (2004) estudiaron el mercado español y su comportamiento cíclico, comparándolo con su comportamiento anterior a su desarrollo de los años 80 y con el de otros países, pero con otro enfoque más descriptivo sin tener en cuenta, por ejemplo, la concurrencia de varios ciclos en un mismo momento.



En cuanto a los métodos de análisis y estimación de las periodicidades, además del modelo de regresión lineal de Kirkpatrick (1990), el método Tillman (1990) que se expone brevemente más adelante, predomina el análisis espectral, práctica extendida desde los años 70 liderada por Hurst (1970). Ping Chen (1996) por una parte y Sayan y Sayan (2002) por otra, utilizaron varias técnicas de análisis tiempo-frecuencia como alternativa a las limitaciones de la Transformada Discreta de Fourier como *short-time Fourier Transform*. Destaca John Ehlers (2002) que aplicó el método de análisis espectral desarrollado por John Burg en su tesis doctoral de 1975 al análisis de los precios de los mercados financieros y desarrolló el método *Maximum Entropy Spectral Analysis* (“MESA”) basado en el principio de máxima entropía a la estimación espectral de alta definición en series temporales limitadas. Más tarde, en 2006 Brooks y Hinich, como otro desarrollo de la Transformada Discreta de Fourier, aplicaron lo que llamaron función de señal coherente, que incorpora la cantidad de variación aleatoria en cada componente de Fourier de la señal. Ichinose, et al. desarrollaron un modelo de análisis de frecuencia de alta resolución que denominaron *Non-Harmonic Analysis* (Ichinose, et al. 2012). En cuanto a las nuevas metodologías aportadas por el Análisis Funcional de Datos (*Functional Data Analysis* o “FDA”), en los últimos años se han producido grandes avances, reconociéndose de manera generalizada como el método más apropiado para el análisis de los datos financieros debido al carácter continuo de éstos. Sin embargo, estas nuevas metodologías se han limitado a demostrar el carácter aleatorio o no de los precios de los activos financieros (Mingotti , Lillo y Romo 2015), al análisis de la volatilidad o el volumen (Ingrassia y Costanzo 2005), (Alva , Romo y Ruiz 2009), la distribución de las



rentabilidades en datos intradía y su volatilidad (Andersson y Newbold 2002), el estudio de la volatilidad y la curva de rentabilidad (Benko 2006), pero no se han desarrollado nuevos métodos, al margen de Fourier, englobados bajo el paraguas de FDA, para el análisis de los ciclos en los precios de índices bursátiles, salvo para el análisis de la estacionalidad, es decir, posible comportamiento cíclico a corto plazo, aunque su aplicación no fue a un índice bursátil sino al índice manufacturero de bienes no duraderos de EEUU (Ramsay y Silverman 2002).

Con respecto a la utilidad de la secuencia de Fibonacci para la predicción de horizontes temporales relevantes en el mercado de valores, este fue demostrado por Khalid Mumtaz (2014) para el DJIA y el *Dow Jones Transport Average* ("DJTA") con un ratio del 78-93% de acierto. Riedel (2012), sin embargo, no encontró evidencias suficientes aunque también es cierto que la muestra que utilizó fue bastante pequeña, de 1985 a 1986 en el DJIA.

Además, en los últimos años se han publicado artículos que contrastan la capacidad de predicción de los modelos basados en la Teoría de los Ciclos de las grandes crisis o giros de los mercados financieros. Así por ejemplo, Selvam (2006) desarrolló un modelo basado en el análisis espectral, verificando la capacidad de predicción de un ciclo de 3-4 años en el DJIA del año 2000 al 2005. Brooks y Hinich (2006) comprobaron la posibilidad de generar mejores retornos en una estrategia que siguiera las periodicidades intradía frente la estrategia *buy-and-hold*. Escañuela (2011), en un ejercicio similar, extrajo periodicidades constantes en tres horizontes temporales de 165 meses y verificó que un número reducido de ciclos, principalmente de 128, 64 y 43 meses, explicarían



razonablemente la evolución bursátil a futuro. Ichinose, et al. (2012) aplicaron su modelo no-armónico al Nasdaq estimando el error del 25% en la capacidad de predicción de su modelo de posibles giros del mercado en un mercado estable sin incidentes graves de índole política, desastres naturales o similares.

Por último comentar que en torno a la Teoría de los Ciclos también existen profesionales en la gestión de activos financieros que han cosechado éxitos reconocidos en su actividad, lo que incluso les ha permitido desarrollar un negocio comercializando sus propios métodos de análisis y software o simplemente publicando sus opiniones sobre el mercado. Destaca, entre otros, Brian Millard, científico que trabajó como profesor en la Universidad de Londres donde escribió cerca de 70 artículos científicos. A partir de 1980 se interesó por el trabajo de Hurst y desarrolló su propio modelo basado en los ciclos (<http://www.gudosmarketinsight.com/index.html>) (Millard 2010). Otro analista, Peter Eliades, graduado por *Harvard College* y *Boston University Law School*, con experiencia en bolsa desde 1972 y colaborador con las televisiones de Los Angeles KWHY, FNN y ABC Network's, a lo largo de su carrera recibió diversos premios por obtener mejores resultados como gestor, como en 1985 que ocupó en primer puesto en el ranking "*Timer of the Year*", en 1986 en ese mismo ranking obtuvo el segundo puesto, en 1989 Mark Hulbert, periodista americano independiente que elabora rankings sobre el nivel de acierto de las recomendaciones de inversión, le clasificó como "*Most Consistent Mutual Fund Switcher*", en 1996 ocupó el primer puesto en el ranking de *AAll Journal*, también ocupó el primer puesto en el periodo 2000-2003 de nuevo en el ranking de Mark Hulbert, y en 2001 recibió el reconocimiento de *Market Technicians Association* de *Charles Dow*



Award. Diez años más tarde se retiraría de sus actividades públicas de gestión (<http://www.stockmarketcycles.com/>). Otros ejemplos actuales son el americano Norman Fosback cuyo fondo se gestiona en base al efecto calendario y cuenta con el reconocimiento de Mark Hulbert en la revista Barron's como mejor sistema de trading tras superar al índice Dow Jones Wilshire 5000 consistentemente durante 20 años (Hulbert 2005). También en España destacar el fondo Annual Cycles Strategies FI que invierte en activos teniendo en cuenta la estacionalidad y que ha llegado a estar entre los 5 primeros fondos seguidos por Morningstar puntualmente en 2015 (Igartua 2015).

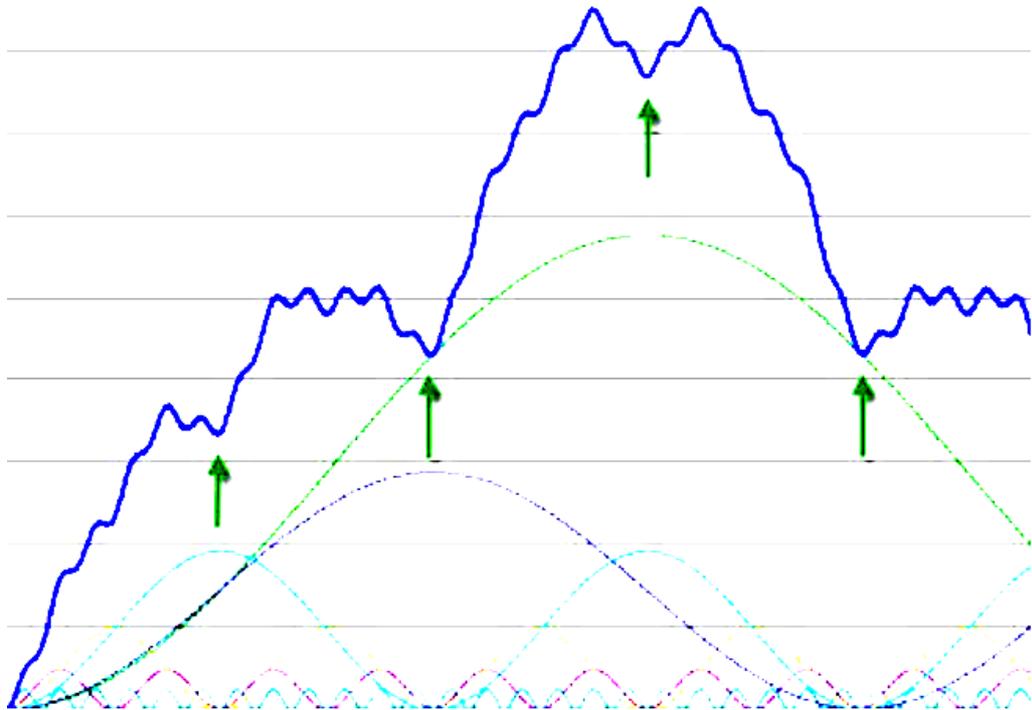
2.4 Conclusión

En este capítulo se han revisado las críticas a la Teoría del Paseo Aleatorio y a la Teoría de la Eficiencia de los Mercados, así como las principales hipótesis de las Finanzas de Comportamiento, que permitirían considerar como posibilidad la existencia de patrones temporales en los precios.

Asimismo, se ha realizado una revisión de la literatura del estado de la cuestión en cuanto al estudio del factor temporal en los precios de las acciones, partiendo de los primeros autores del siglo XIX como Benner, Dewey y Gann, hasta una etapa más cercana a nuestros días en la que se han realizado grandes avances confirmando la existencia de cierta regularidad en los puntos de inflexión experimentados en los precios de las acciones, etapa en la que destaca Hurst como Padre de la Teoría de los Ciclos en los Mercados Financieros.



3 DEFINICIÓN DEL MOVIMIENTO DE PRECIO: EL CICLO Y SUS CARACTERÍSTICAS.



Tras la revisión de la literatura, se procede a exponer en qué consiste el movimiento cíclico de los precios, donde el factor temporal es una de las variables independientes que lo definen. Asimismo, se analizarán los distintos principios que se observan en los mercados bursátiles y que caracterizan al factor temporal. En definitiva, se dará cuerpo a lo que se conoce como Teoría de los Ciclos en los Mercados Bursátiles.

El movimiento del precio de un activo financiero se compone de un elemento estacional, un elemento tendencial y otras fluctuaciones irregulares que pueden ser o no totalmente aleatorias. La tendencia es la dirección de los precios, o dicho de otra manera, es el cambio en la media de la serie temporal. De acuerdo con la metodología para el análisis de las series temporales podemos eliminar el efecto de la tendencia aplicando diferencias de primer orden a la serie hasta convertirla en estacionaria, es decir, obteniendo una nueva serie de las diferencias entre valores continuos. La estacionalidad, por su parte, puede ser entendida a su vez como un caso particular del movimiento cíclico caracterizado por su regularidad en periodos de tiempo relativamente cortos, regularidad que viene determinada por un evento natural como es el movimiento giratorio de nuestro planeta alrededor del Sol. Para eliminar el efecto estacional, la técnica más simple consiste en restar la media móvil anual a la serie de precios original. Aplicando diferencias de primer orden y restando la media móvil anual, la serie que obtenemos representa estas fluctuaciones irregulares, que por el momento asumiremos que no son puramente aleatorias y que describen también un comportamiento cíclico en los precios, un movimiento recurrente de desviaciones con respecto a la media.

De los tres componentes del movimiento del precio el más difícil de analizar es el elemento cíclico, entre otras razones porque no existe consenso sobre las causas que lo explican y mientras unos apuntan a las condiciones macroeconómicas, decisiones de política monetaria y fiscal, e incluso a las características del mercado para explicar este fenómeno, otros hacen referencia a los ciclos astronómicos, al componente psicológico



en las decisiones humanas o simplemente hablan de una fuerza restauradora que devuelve los precios a un punto de equilibrio cuando alcanzan niveles extremos.

Para centrar el estudio del componente cíclico del movimiento de los precios, en cuanto a su medición y cálculo, se expone en primer lugar los elementos que lo definen desde el punto de vista matemático. En adelante se utilizará el término ciclo indistintamente junto con el término onda para referirnos a un proceso recurrente que retorna a su estado original.

Un ciclo es una función que muestra una periodicidad con respecto al tiempo, que a través de la Transformada Discreta de Fourier puede ser descompuesta en una suma de senos, cada uno definido a través de los siguientes elementos:

- La amplitud, que en el contexto de los mercados bursátiles es una medida de la potencia del ciclo. Es la variación del precio entre los dos puntos extremos alcanzados en su fluctuación. La amplitud en los ciclos del mercado es un concepto muy cercano a volatilidad y puede variar drásticamente de una onda a otra. Puede alcanzar una magnitud importante y seguidamente ser cercana a cero, por lo que su análisis resulta poco provechoso desde el punto de vista práctico de cara a ser utilizado para obtener estimaciones a futuro.
- La velocidad y aceleración: Independientemente de la amplitud, en los puntos extremos la velocidad del movimiento es cero y la aceleración es máxima, mientras que en el punto central de la fluctuación la aceleración es mínima y la velocidad es máxima.



- La fase de un ciclo concreto es el tiempo que ha transcurrido desde que el ciclo registró su último mínimo. Conocer la fase de un ciclo concreto puede ser de gran utilidad pues nos indicaría el tiempo restante para completar el ciclo entero. Es decir, permite saber si un movimiento alcista o bajista está comenzando o concluyendo y ofrece una orientación sobre el tiempo adicional necesario para completarlo.
- El periodo, por su parte, es el tiempo que tarda el ciclo en comenzar de nuevo o en completar el patrón que repite en sus vibraciones, o bien la distancia, en términos de tiempo, entre dos mínimos o dos máximos consecutivos. James M. Hurst enunció en su libro *The Profit Magic of Stock Transaction Timing* (1970) el Principio de Proporcionalidad entre el periodo y la amplitud por el que cuanto mayor sea el periodo en un movimiento cíclico, mayor será su amplitud. Otro término relacionado con el periodo es la frecuencia, que es la inversa del periodo y se expresa como el número de veces que se repite el patrón propio del ciclo en una unidad temporal. El periodo en los ciclos del mercado también cambian con el tiempo, sin embargo, cambia más lentamente, lo que hace más útil su análisis.

Mientras que en matemática clásica un ciclo es la repetición de unas fluctuaciones ideales de una variable en torno a un valor central, cuando se refiere a los mercados bursátiles se habla de ciclo como fluctuaciones rítmicas, no-ideales, que surgen de la sucesión periódica no perfecta de eventos o extremos alcanzados por los precios en los mercados, ya sean mínimos o máximos. Es decir, los ciclos son una sucesión de niveles extremos que se repiten de manera más o menos regular en el tiempo.



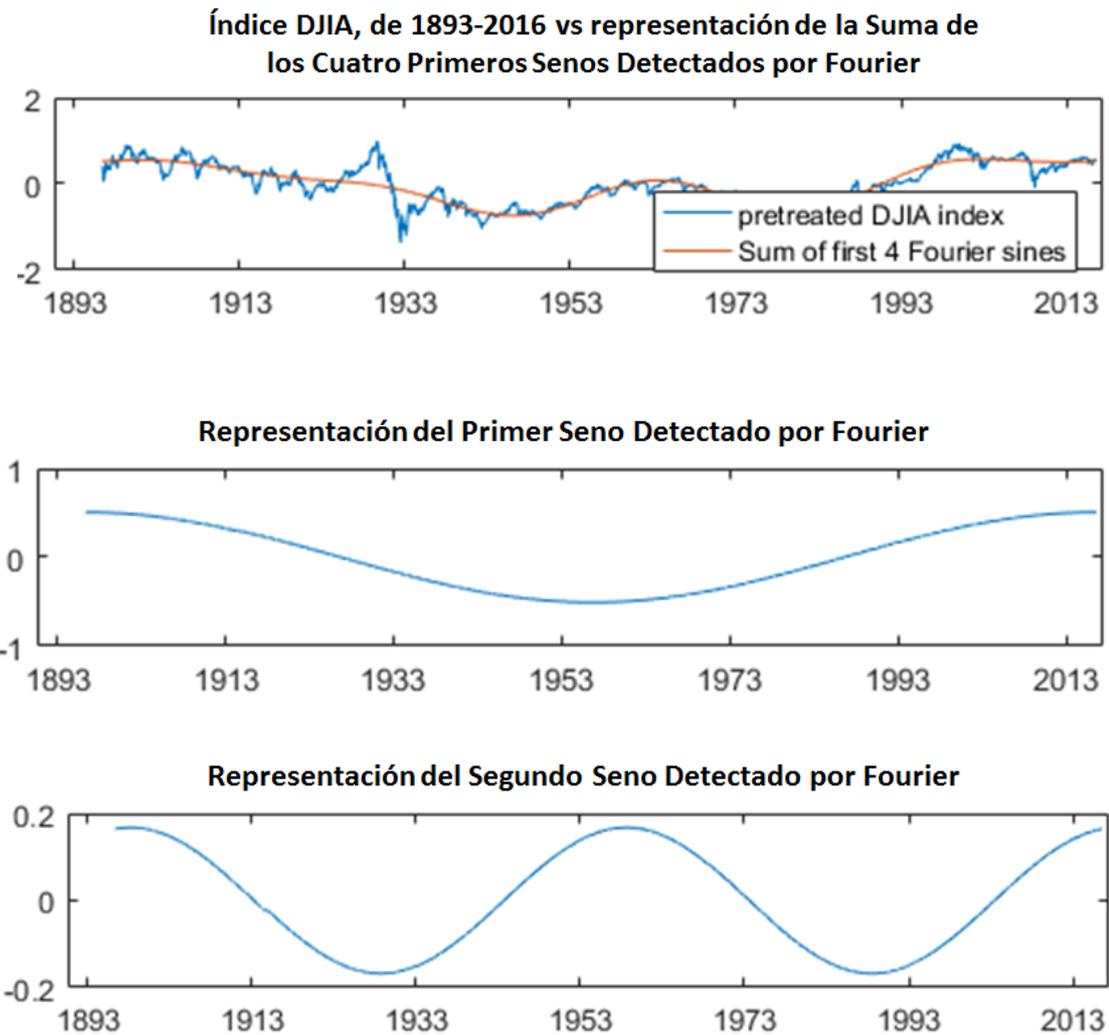
Este movimiento cíclico así descrito presenta una serie de aspectos peculiares que dificultan su representación, así como la aceptación del carácter cíclico de estas fluctuaciones. Debemos aclarar que aunque se hable de estas peculiaridades como de principios (adoptando el nombre otorgado por el mismo Hurst), se trata más bien de una generalidad, de una tendencia a que el movimiento de los mercados bursátiles se presente de una manera concreta, y no tanto a una condición necesaria, como puede suceder en otras ciencias.

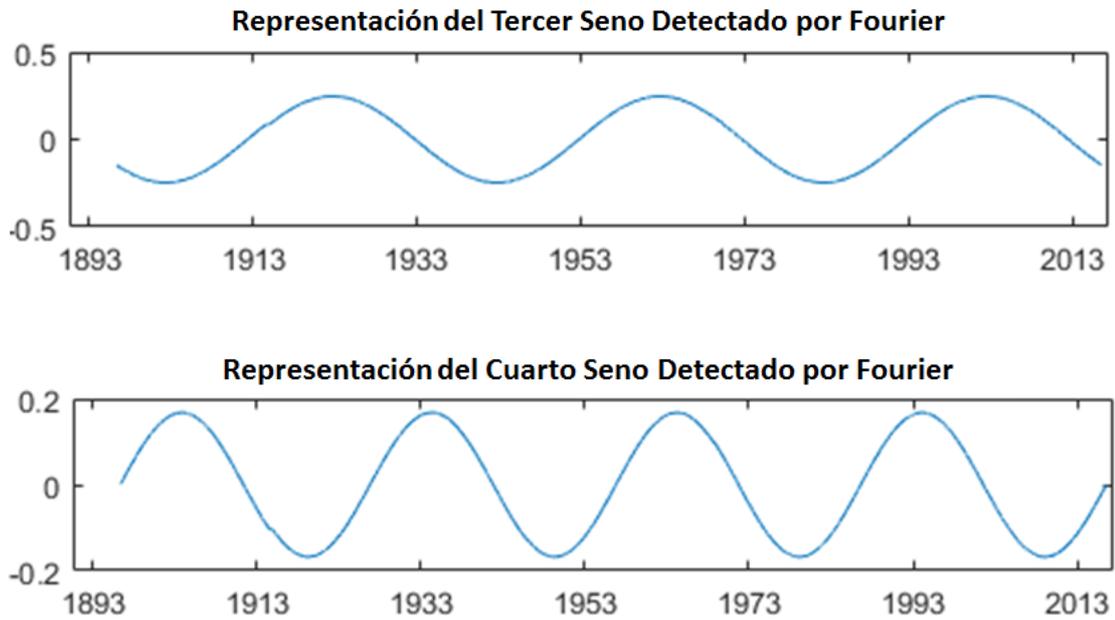
3.1 Principio de Sumación

Este principio consiste en la coexistencia de varios ciclos distintos sucediendo al mismo tiempo, donde cada uno de los cuales representan un componente cíclico distinto y difiere con respecto al resto en su amplitud, periodo o fase, sin que ninguno de esos componentes cíclicos presente una configuración ideal. El precio el resultado de la adición de cada uno de esos múltiples componentes sucediendo en cada instante (Hurst 1970), fenómeno de adición que Hurst llamó Principio de Sumación y que en física se conoce con el nombre de superposición. Consiste en que al valor, en un momento dado, del ciclo más corto se le suma el valor del ciclo subsiguiente más largo, a lo que se añade el valor del siguiente ciclo más largo y así sucesivamente hasta añadir el ciclo de mayor periodo. El resultado es el movimiento del precio que observamos en el mercado bursátil.



Ilustración 13. Sumación de los primeros cuatro componentes cíclicos obtenidos a través de la Transformada Discreta de Fourier (línea roja), superpuesto al índice DJIA, desde sus comienzo de su cotización. Representación de cada uno de esos cuatro ciclos

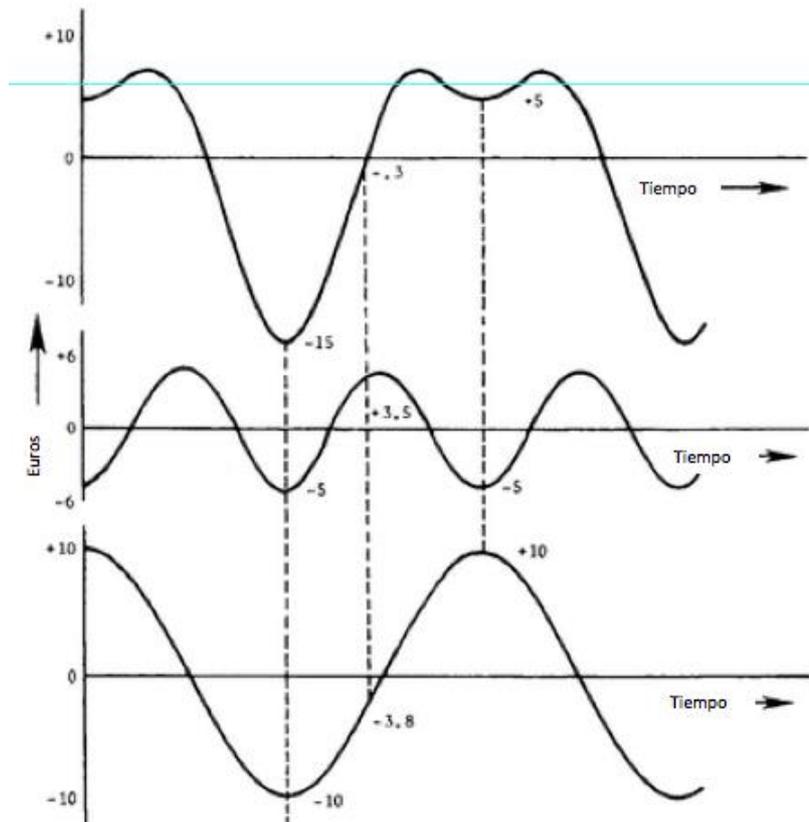




Fuente: Elaboración propia. Datos de Bloomberg.



Ilustración 14. Ejemplo del Principio de Sumación de dos componentes cíclicas, de 18 y 78 semanas



Fuente: Elaboración propia.

Asumiendo que el impacto del componente tendencial del movimiento del precio es nulo, en la foto superior se muestra un ciclo corto de 18 semanas de periodo y un ciclo más largo de 78 semanas en la parte baja. Al sumarse se obtienen las ondas que se muestran en la parte superior del gráfico. Por ejemplo, el primer punto señalado es el resultado de sumar -5 del ciclo de 18 semanas y -10 del ciclo de 78 semanas, que da como resultado -15. El siguiente nivel señalado, en -0.3, es el resultado de sumar +3.5 y -3.8. El tercer

punto señalado, en +5, es el resultado de sumar -5 del ciclo de 18 semanas a +10 del ciclo de 78 semanas. Este ejercicio no es tan sencillo en la vida real principalmente porque coexisten numerosos componentes cíclicos y porque los ciclos de los precios no forman ondas perfectas. Además, sería necesario aislar el impacto del componente tendencial que en este caso se ha asumido que es cero.

Si se añade la tendencia o dicho de otra manera, el impacto de los ciclos aún más largos, entonces se oscurece el movimiento cíclico de los precios. A cada uno de los precios hallados como resultado de la adición de los distintos componentes cíclicos, se le añadiría el valor de la tendencia de tal forma que se difuminan las fluctuaciones cíclicas menores, y cuanto más fuerte sea la tendencia, mayor será su efecto, haciendo más difícil detectar a simple vista la presencia de un movimiento cíclico.

3.2 Principio de Uniformidad

Todas estas características que estamos enumerando son aplicables a todos los mercados bursátiles. En eso consiste el Principio de Uniformidad, que Hurst concreta afirmando que el movimiento cíclico existe en todas las emisiones, que los periodos y las amplitudes de los componentes cíclicos de cada una de las emisiones son similares, y que los máximos y los mínimos de las fluctuaciones cíclicas se sincronizan temporalmente.

Con respecto a la sincronización de los ciclos, se trata de un fenómeno que hace coincidir temporalmente los niveles mínimos normalmente, aunque también puede darse entre niveles máximos, de los distintos componentes cíclicos y entre distintas emisiones,



especialmente cuando éstos representan niveles de giro relevantes en el movimiento, lo cual suele coincidir con eventos importantes.

3.3 Principio de Variación

Los elementos que definen los ciclos en los mercados no son constantes sino que amplitud, periodo y fase cambian con el tiempo, lo cual se conoce con el nombre de Principio de Variación, definido también por James Hurst en su libro *The Profit Magic of Stock Transaction Timing*, (1970). Aunque el cambio lo llevan a cabo lentamente, la mayoría de los métodos disponibles para la medición de los ciclos asumen que estos elementos son constantes y utilizan datos históricos para su estimación, lo cual hace imposible una representación exacta de los ciclos e inevitable el error.

La falta de exactitud que nace del Principio de Variación se acrecienta por el fenómeno de la sumación de varios ciclos, trayendo como consecuencia que el error en la estimación de un ciclo se acumule al error en la estimación de otro ciclo y así sucesivamente. No obstante, cabe destacar que de los tres elementos que definen los ciclos, el que cambia más lentamente es el periodo, por lo que como hemos ya comentado, su análisis resulta más interesante a efectos prácticos (Kirkpatrick II y Dahlquist 2011).

Hurst añadía, como característica relacionada con el Principio de Variación, que las amplitudes y periodos de los componentes cíclicos que se dan en una emisión no tenían necesariamente que coincidir en otras emisiones, que la sincronización temporal de los componentes cíclicos en una emisión no tenía que coincidir exactamente en otras



emisiones, y que si un determinado componente cíclico que tiende a dominar en una emisión, no tiene por qué ser el componente cíclico que domina en otra emisión.

3.4 Principio de Proporcionalidad

Existe una tendencia a que ciclos más largos en el tiempo presenten una amplitud mayor. No obstante, en opinión de Charles D. Kirkpatrick esto no es siempre respetado, como sucede por ejemplo con los movimientos de consolidación del mercado en los que el precio se mueve en un rango más bien estrecho sin que haya realizado un avance sustancial. De acuerdo con el análisis de Christofer Grafton (2011) la alteración de este principio es explicada por la acción de otros ciclos de mayor periodo cuya fase es distinta y su tendencia en sentido contrario, por lo que al ser sumado, por el Principio de Sumación, el valor de la amplitud se reduce.

3.5 Movimiento Armónico

En la naturaleza, los movimientos cíclicos suelen darse acompañados de armónicos. Esta es una característica de cualquier onda, que supone que cualquiera de sus componentes sinusoidales representa una fracción del ciclo largo para el caso de los ciclos cortos, o un múltiplo de los ciclos cortos para el caso del ciclo largo.

En el caso de los mercados, el concepto de armonía hace referencia al periodo, al tiempo que separa dos niveles extremos alcanzados por los precios en los mercados. Supone que los ciclos de distinto periodo están relacionados entre sí por múltiplos de dos o de tres, es decir, el periodo de los ciclos cortos es una fracción del ciclo más largo y dominante. Por



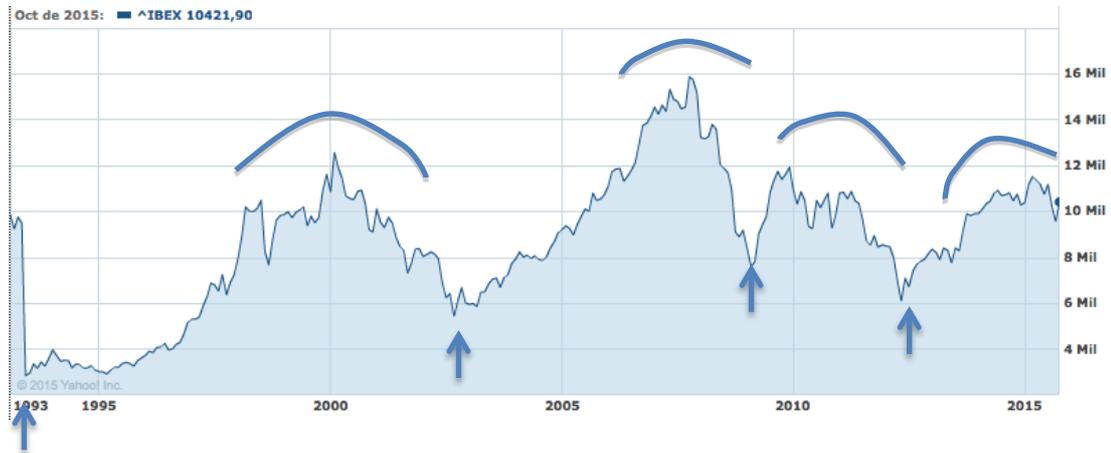
ejemplo, si se conoce la existencia de un ciclo de 18 semanas es probable que exista también un ciclo de 36 o de 54 semanas, es decir, 2 ó 3 veces más largo, y al mismo tiempo también existirán otros ciclos con un periodo de 9 o 6 semanas, es decir, ciclos que son $1/2$ ó $1/3$ más cortos.

De acuerdo con Edward R. Dewey (1967) o Tony Plummer (2006), la relación armónica entre ciclos es en base a múltiplos de dos o de tres, sin embargo, otros autores como James M. Hurst (1970) consideran que el dos es el múltiplo más común, salvo para el caso del ciclo de 54 años y el de 54 meses, ciclos que pueden desglosarse en tres ciclos de 18 años y de 18 meses respectivamente. Christofer Grafton (2011) afirma también que los casos en los que la relación armónica es en base a tres son más bien la excepción y que cualquier otro ejemplo que se encontrara se podría someter a una relación armónica con múltiplo dos sin gran dificultad.

Esta propiedad de armonía entre los distintos componentes cíclicos es muy importante pues gracias a ella, y una vez localizado un ciclo con un periodo concreto, nos permitirá conocer otros ciclos presentes que debido al Principio de Sumación no se hacen tan evidentes. Además, gracias a esta armonía se produce el fenómeno de sincronización en los niveles mínimos de los distintos componentes cíclicos, mientras que los máximos de éstos suelen estar dispersos y no se sincronizan. De ahí que esté establecida la convención de medir el periodo de un ciclo de mínimo a mínimo. Así, se observa en un gráfico cómo los niveles mínimos se alcanzan de una manera más abrupta mientras que los máximos se registran de manera más calmada, redondeada.



Ilustración 15. Ibex 35 (1993-2015)



Fuente: Elaboración propia. Datos de Yahoo Finance.

Un par de aclaraciones que se hacen pertinentes antes de concluir la explicación del Principio de Movimiento Armónico: (i) con respecto a la sincronización de ciclos, cuando un ciclo largo marca un mínimo entonces podemos estar seguro de que estamos ante mínimos de los componentes cíclicos más cortos. Sin embargo, si un componente cíclico de periodo corto marca un mínimo, esto no necesariamente implica que los ciclos de más duración están al mismo tiempo registrando un mínimo; (ii) el movimiento armónico en los precios de activos financieros es con respecto al tiempo que separa eventos o niveles extremos, pero éstos no necesariamente deben ser niveles mínimos. Como veremos más adelante, en ocasiones donde debiéramos asistir a un mínimo, por el fenómeno de inversión del ciclo, lo que se observa es un máximo en los precios. Esto no alterna la condición de movimiento armónico y cíclico del precio, ya que su armonía y ciclicidad versan sobre la consecución de eventos o niveles extremos.



3.6 Principio de Nominalidad en el Periodo

Hurst lo llama *Principle of Nominality* para expresar que existen unas periodicidades en los componentes cíclicos más o menos uniformes o comunes. No se trata de un número infinito de componentes cíclicos con distinto periodo, sino que existe un conjunto específico de periodicidades que se observan de manera más o menos regular en las distintas series temporales. Estos periodos nominales son una característica derivada del Principio de Uniformidad, mientras que cualquier desviación de las mismas respondería al Principio de Variación.

Ilustración 16. Periodicidades nominales propuestas por James Hurts (1970)

Años	Meses	Semanas
18*		
9		
4,5		
3		
1,5	18*	
1	12	
0,75	9	
0,5	6	26
0,25	3	13
	1,5	6,5
	0,75	3,25
	0,375	1,625

(*) Hurst apunta la existencia de un ciclo de 54 años como resultado de tres ciclos de 18 años, y un ciclo de

54 meses como resultado de tres ciclos de 18 meses.

Fuente: Elaboración propia



Frank Tarkany, en abril de 1987, publicó en la revista *Technical Analysis of Stocks and Commodities Magazine* una comparativa de los ciclos encontrados por otros autores y analistas de reconocido prestigio. Proponía, además, que el ciclo que ejerce de soporte o ciclo base a partir del cual se calculan otros ciclos usando múltiplos armónicos era el ciclo de 22 semanas, opinión que difiere de la de otros autores como Hurst que consideran que el ciclo base es el ciclo de 26 semanas. Análisis realizados recientemente como el de Christofer Grafton (2011) vienen a demostrar que el modelo de periodicidades planteado por Hurst es bastante completo y cercano a la realidad, aunque advierte, a la hora de ponerlo en práctica, que Hurst propone estas periodicidades en base al año natural y no en base a los días de negociación.

Ilustración 17. Adaptación de los modelos nominales de periodos aportados por diversos autores. Múltiplos armónicos con ciclo de 26 semanas y 22 semanas como ciclo base



Semanas del ciclo	Gann	Fundación Estudio Ciclos	Hurst	Garrett	Tarkany	Multiplo del ciclo 26 semanas	Multiplo del ciclo 22 semanas
234			234		234- 237	9	10,6
221				221		8,5	10,0
208	208-212				214	8	9,5
195		199				7,5	8,9
182	182			178	178	7	8,3
169						6,5	7,7
156	156		156		156	6	7,1
143	148					5,5	6,5
130					134	5	5,9
117						4,5	5,3
104						4	4,7
91		96				3,5	4,1
78		78	78	78	78	3	3,5
65	65				65	2,5	3,0
52	52		52			2	2,4
39			39	39	39-43	1,5	1,8
26	25-26	27-28	26	25	22-23	1	1,2
13	12-13	17-16	13	10	12	1/2	3/5
6,5	6-7-9		6,5		9	1/4	2/7
3,25	3	3	3,25	2	3	1/8	1/7
1,625			1,625			1/16	13/176

Fuente: Adaptación de Kirkpatrick II y Dahlquist (2011) y Tarkany (1987).

No obstante, las diferencias entre las periodicidades propuestas por los distintos autores ponen de manifiesto que éstas no se registran con exactitud en los mercados y que deben considerarse simplemente como una aproximación o una guía ya que se trata de duraciones medias a largo plazo. Además, debido al Principio de Variación cabe esperar que los periodos de los ciclos que experimenten en los mercados no observen con exactitud estas duraciones.

3.7 Principio de Inversión

El ciclo puede invertirse y donde se esperaba un mínimo, los precios experimentan un máximo. Este fenómeno parece ser consecuencia de la suma de ciclos y de la

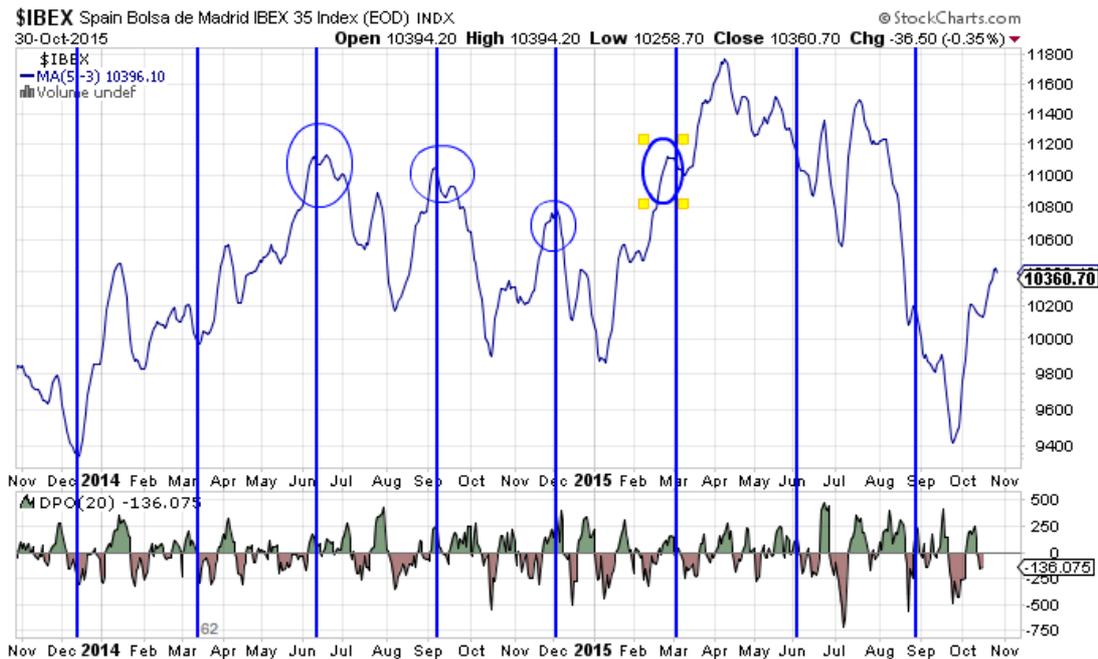


sincronización de los mismos en los niveles mínimos, de tal forma que la tendencia del ciclo más largo domina la tendencia del ciclo más corto, y si este ciclo largo que domina va a registrar un máximo, este evento impide que los precios reflejen un mínimo que cabría esperar de acuerdo a un ciclo más corto.

Por ejemplo, se detecta un ciclo de 13 semanas en los precios que de acuerdo a esta periodicidad corresponde marcar un mínimo en los precios. Sin embargo, los precios se mueven también de acuerdo con un ciclo de 26 semanas al cual le corresponde registrar un máximo. Ante esta situación el ciclo más corto sufrirá una inversión y el mínimo que le correspondía registrar solo se manifestará a través de un mínimo menor, muy discreto, entre dos máximos. Prueba de que se está ante este fenómeno de inversión es que el movimiento de corrección que registren los precios tras estos dos discretos máximos llevarán a los precios por debajo del mínimo menor que los separaban (Kirkpatrick II and Dahlquist 2011).

Ilustración 18. Ibex 35 noviembre 2014-noviembre 2015. Ciclo de 13 semanas





Fuente: StocksCharts.

3.8 Principio de Traslación

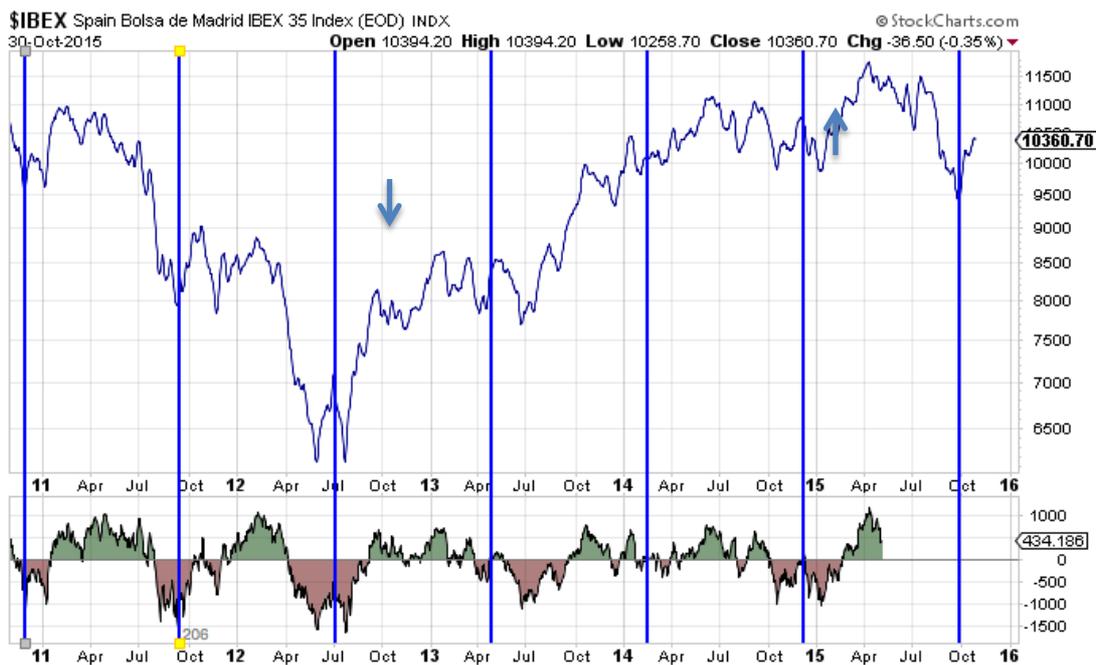
Como se ha explicado anteriormente, los ciclos tienden a coincidir normalmente en sus niveles mínimos. Sin embargo, los niveles máximos no suelen coincidir. De hecho, ni siquiera suelen suceder en la mitad del periodo sino que suelen presentar un desplazamiento en el tiempo con respecto a este punto central, hacia la derecha o hacia la izquierda, según sea la tendencia del componente cíclico mayor dominante alcista o bajista, respectivamente, fenómeno que se conoce con el nombre de traslación. Es decir, si la tendencia del componente cíclico dominante es alcista, los movimientos alcistas del mercado serán más largos, mientras que las correcciones serán más cortas y viceversa. Por ejemplo, si se detecta un ciclo de 13 semanas en el mercado y el máximo se produce



más allá de la semana séptima, esto es indicativo de que el componente cíclico más largo está desarrollando un movimiento alcista.

El fenómeno de traslación también permite saber cuando la tendencia del componente cíclico más largo se está agotando. Por ejemplo, si la traslación en una primera fluctuación es a la derecha, pero la subsiguiente fluctuación prácticamente no presenta traslación, o bien es más a la izquierda, entonces es posible intuir que el componente cíclico dominante está alterando la tendencia o su fase.

Ilustración 19. Ibox 35. Octubre 2011-noviembre 2015. Ciclo de 39 semanas



Fuente: StocksCharts.

Por ejemplo, en el gráfico anterior, se puede apreciar que la primera flecha está colocada substancialmente más a la derecha pues efectivamente, una tendencia fuerte alcista



estaba comenzando. Sin embargo, la segunda flecha está situada más al centro-izquierda, lo que pone de manifiesto que la tendencia alcista del ciclo dominante se está agotando.

3.9 La Proporción Fibonacci en el Factor Temporal de los Precios

Leonardo de Pisa Fibonacci, más conocido como Fibonacci, nombre derivado del latín “filius Bonacci” pues era hijo de Guglielmo Bonacci, nació en Pisa (Italia) en 1170. Su padre, que era naviero, le envió como consignatario a Alejandría donde entró en contacto con el sistema matemático y contable de la India, Egipto, Sicilia, Grecia, y Provenza. Enfrentado a la casi imposible tarea de redactar los conocimientos de embarque con los números romanos vigentes por entonces, decidió emplear los números arábigos que, procedentes de la India, habían llegado a conocerse en Alejandría.

A la edad de 30 años volvió a Pisa y escribió una serie de obras importantes tales como *Liber Abaci* (1202) donde expone una serie de cálculos en base al sistema de numeración arábigo, introduciéndolo por primera vez en Europa en sustitución del sistema de numeración romano. En esta obra también se deduce que fue la primera persona que desarrolló el sistema de análisis de distintos contratos en base al cálculo del valor presente de sus flujos de caja, así como de la solución de complejos problemas de tipos de interés (Goetzmann 2003).

Otras obras son *Practica Geometriae* (1220), *Flos* (1225), y *Liber Quadratorum* (1225) que han jugado un papel muy relevante en el desarrollo de la contabilidad, matemáticas



financieras, medidas, intereses, y el sistema de cambio que ha llegado hasta nuestros días. Fibonacci fue sin duda el matemático más relevante de su época.

Una de sus aportaciones más importantes fue la llamada Serie de Fibonacci. Se trata de una secuencia infinita de números naturales que Fibonacci dedujo de un problema de lógica sobre la cría de conejos, consistente en saber cuántos conejos se criarían al final de mes, si se tiene una pareja de conejos en un lugar cerrado y cada mes cada pareja cría un conejo (Douglas 2001), (Kaufman 2005). La secuencia es 0, 1, 1, 2, 3, 5, 8, 13, 21, 34, 55, 89, 144, 233, 377, 610,....., y continuaría hasta el infinito, de tal manera que cada número es el resultado de sumar los dos anteriores. Recibió el nombre de Serie Fibonacci de la mano de un matemático francés, Edward Lucas (1842-1891), y posee una serie de propiedades que la hace muy interesante a científicos, matemáticos, físicos, música y otras áreas:

- el cociente de cualquier número de la serie entre el inmediatamente anterior (F_{i+1}/F_i) tiende a la relación áurea o número phi (1.618...) a medida que los números de la serie aumentan. Así tenemos, por ejemplo, que $8/5 = 1.6$ y $610/377 = 1.618$;
- el cociente de cualquier número de la serie entre el siguiente más próximo superior (F_i/F_{i+1}) tiende a 0.618...;
- el cociente de cualquier número de la serie entre la cifra que está dos posiciones anteriores a él (F_{i+2}/F_i) es 2.618...;
- el producto de los dos primeros cocientes (F_{i+1}/F_i) x (F_i/F_{i+1}) = 1.618... x 0.618... es igual a uno;



- 0.618 es el único número que tanto si se le añade 1 como si se divide 1 por él mismo el resultado es el mismo;
- si se toman dos números enteros cualquiera, se suman y dividen el sumando más alto por el resultado de esa suma, obtenemos un número final que llamaremos ratio. Si se repite esta operación varias veces, sumando al resultado de una suma el sumando más alto utilizado para obtener esa suma, y luego se divide el resultado de esa segunda suma por el sumando más alto utilizado en aquella, de nuevo se obtiene un ratio, y conforme se repita esta operación ese ratio se irá aproximando al número áureo, es decir, a 1.618 (Kirkpatrick II y Dahlquist 2011)

El número 1.618 es también conocido como número o razón áurea o número ϕ (phi). Es un número irracional que se encuentra en muchas proporciones de la naturaleza como la distribución de las hojas en un tallo, la formación de las caracolas, las dimensiones de los insectos, las olas o las proporciones físicas ideales en el ser humano. Se le atribuye un carácter estético, por lo que es ampliamente utilizado en las artes y en la arquitectura. De hecho, este número es la base de las proporciones de la Gran Pirámide de Guiza, del Partenón de Atenas, de las obras de Miguel Ángel, Durero y Leonardo da Vinci, por mencionar algunos. Pero además, lo encontramos en la ingeniería y en la física. Platón fue el primero en analizar este número, aunque el estudio formal más antiguo pertenece a Euclides, el Padre de la Geometría griega, que vivió en Alejandría alrededor del 300 aC, aunque también es atribuida a Pitágoras y se dice que era conocida por los egipcios con anterioridad. Cabe añadir que fue el matemático y astrónomo Johannes Kepler quien



aseguró, en su obra *Mysterium Cosmographicum* de 1596, que este número describe toda la creación, y era una joya dorada.

"Se dice que una recta ha sido cortada en extrema y media razón cuando la recta entera es al segmento mayor como el segmento mayor es al segmento menor" (Euclides)

$$\frac{a+b}{a} = \frac{a}{b}$$

En definitiva, la relación áurea es un número irracional de valor aproximado a 1.618 ... = $\frac{1+5^{0.5}}{2}$ y denominado número phi.

Ralph Nelson Elliott (1871-1948) fue quien habló por primera vez de la proporción en los movimientos de los mercados financieros en base a la Serie Fibonacci (Elliott, 1946). En concreto, explicaba no sólo que los movimientos de corrección debían guardar una proporción en cuanto al porcentaje de precio recorrido en base a los cocientes entre los miembros de la Serie Fibonacci ($\frac{34}{55} = 61.8\%$, $\frac{34}{89} = 38.2\%$, $\frac{34}{144} = 23.6\%$), sino también que los puntos de cambio estaban separados temporalmente guardando asimismo esa proporcionalidad basada en la Serie de Fibonacci. Es decir, que los puntos de inflexión en un movimiento se podían encontrar separados por 1, 2, 3, 5, 8, 13, 21, 34, 55, 89, ó 144 días, semanas, meses, o años, o fracciones del número 62.

Elliott no quiso ofrecer una explicación a este fenómeno "aunque podamos no entender la causa de un fenómeno particular, si podemos, por observación, predecir la recurrencia



de ese fenómeno”⁷ (Elliott 1946). Muchos autores, sin embargo, se refieren al calendario natural, que está basado en el ciclo que describe la Tierra alrededor del Sol, como causa. De hecho, el calendario se divide siguiendo prácticamente esa misma proporcionalidad, pues un año es algo menos que 55 semanas, y algo menos que 377 días. Perry J. Kaufman (2005) afirma que se ha atribuido a esta serie de números la característica de explicar el comportamiento humano, que en última instancia explicaría la proporcionalidad de los movimientos de los mercados financieros. Lo mismo que la ciencia ha demostrado que la posición de los planetas y la Luna, el fenómeno de la gravitación, etc. tienen un impacto sobre la meteorología, no parece descabellado que afecten al estado de ánimo del ser humano.

Los grandes ciclos demostrados por la ciencia en la economía parecen también respetar esa proporcionalidad, con una duración media de la onda Kondratieff de 54 años, cifra que se acerca a 55 de Fibonacci, una duración media de 34 meses en las oscilaciones Kuznets o una duración media de 3.3 años en ciclos Kitchin. Elliott, por su parte, propuso como ejemplos los 34 meses que existen entre el máximo de 1929 y el mínimo de julio 1932, y los de 13 años entre el máximo de 1929 y el mínimo de 1942 (Kirkpatrick II y Dahlquist 2011).

⁷ Traducción propia: *“Even though we may not understand the cause underlying a particular phenomenon, we can, by observation, predict the phenomenon’s recurrence”* (Elliott 1946).



En cuanto a las aplicaciones de los conocimientos aportados por Fibonacci para estudiar el elemento temporal en los precios de los mercados bursátiles:

- Como explicó Elliot (1946), los puntos de inflexión en los mercados bursátiles suelen estar separados por una distancia temporal equivalente a los números de Fibonacci en días, semanas, meses, etc. Ejemplos en el mercado norteamericano, en concreto en el DJIA, son el ciclo bursátil que puede asimilarse al ciclo económico descrito por Kondratieff con una duración típica de 55 años (en la literatura económica se suele indicar un promedio de 54 años) aunque si se acorta puede durar 42 años (ver corrección del 42% dos puntos más abajo) como sucedió de 1932 a 1974. Los ciclos de 34 años, número de Fibonacci, se han observado de mayo de 1942 a diciembre de 1974 con una duración de 32.6 años, o bien de diciembre de 1974 a marzo de 2009 con una duración de 34.25 años. Los ciclos de 8 años aproximados, cifra también de la Serie Fibonacci, han sido bastante perceptibles, así por ejemplo de marzo de 1980 a octubre de 1987 (7.6 años), de noviembre de 1994 (7.1 años) a octubre de 2002 (7.9 años) y de octubre 2002 a marzo de 2009 (6.4 años), éste último más corto de los habitual, podría estar explicado por la virulencia de la corrección que le llevo a disipar mucha energía en un plazo temporal más corto.



Ilustración 20. Proyección de la serie Fibonacci en Gráfico del Euro ETF, abril 2008-junio 2010



Fuente: StockCharts.

- Además, se pueden encontrar relaciones temporales entre máximos y mínimos en base a lo que se denominan raíces sacras (*sacred roots*), es decir, las raíces cuadradas de 2 (1.414) y 5 (2.236). Como se ha visto anteriormente, la raíz cuadrada de cinco está en la definición del número phi.
- El número pi, relacionado con phi, también parece observarse en las relaciones temporales de niveles extremos en los mercados bursátiles. Por aclarar la relación entre ambos números, el perímetro de un cuadrado de lado 2 (es decir, $4 * 2 = 8$), es igual a la longitud de una circunferencia de radio igual a 1.272 (o lo que es lo mismo, $\text{phi}^{0.5}$) (perímetro = $2 * \text{pi} * 1.272 = 8$). A esta igualdad se la conoce, también, como

cuadratura del círculo, proporciones que se pueden observar en la distancia temporal entre máximos y mínimos relevantes.

- Los 4 números mencionados, 1.618, 1.414, 2.236 y 3.14, y sus inversos, como base en una relación de proporcionalidad, aparecen una y otra vez en la distancia temporal entre niveles extremos en los mercados bursátiles. Así por ejemplo, en la misma línea que los porcentajes de corrección del precio propuesto por Elliot, los avances suelen corregirse con movimientos que pueden representar el 38.2%, 42%, 50%, 61.8% de dicho avance en términos de temporales. Otras relaciones en base a Fibonacci son: $0.618 = 1/1.618$, $0.5 = \frac{1}{2}$, $0.42 = 2^{0.5} - 1$ y $0.382 = 0.618^2$.

Se acompaña una visión de lo ocurrido en el IBEX desde su creación.



Ilustración 21. Aplicación de la proporcionalidad temporal en base a los ratios de Fibonacci en el Ibox 35, desde sus comienzos hasta noviembre 2016



Fuente: Elaboración propia. Datos de Visual Chart. En el gráfico anterior se observa que la distancia temporal entre máximos y mínimos relevantes guardan una proporción con los números de la Serie Fibonacci, o con la relación aurea y sus propiedades o con los elementos de la ecuación a través de la cual se obtiene la relación aurea ($5^{0.5}=0.25$, por ejemplo).

En cualquier caso, mientras unos opinan que la validez de este método es cuanto menos sospechosa (Kirkpatrick II y Dahlquist 2011), (MacLean 2005), otros son grandes entusiastas y afirman que se respeta la razón aurea en la relación entre los movimientos de los precios (Brown 2012). Frente al análisis de Herbert Riedel, que no encontró evidencias de que se respetara esa proporcionalidad en 182 días del *Dow Jones Industrial*



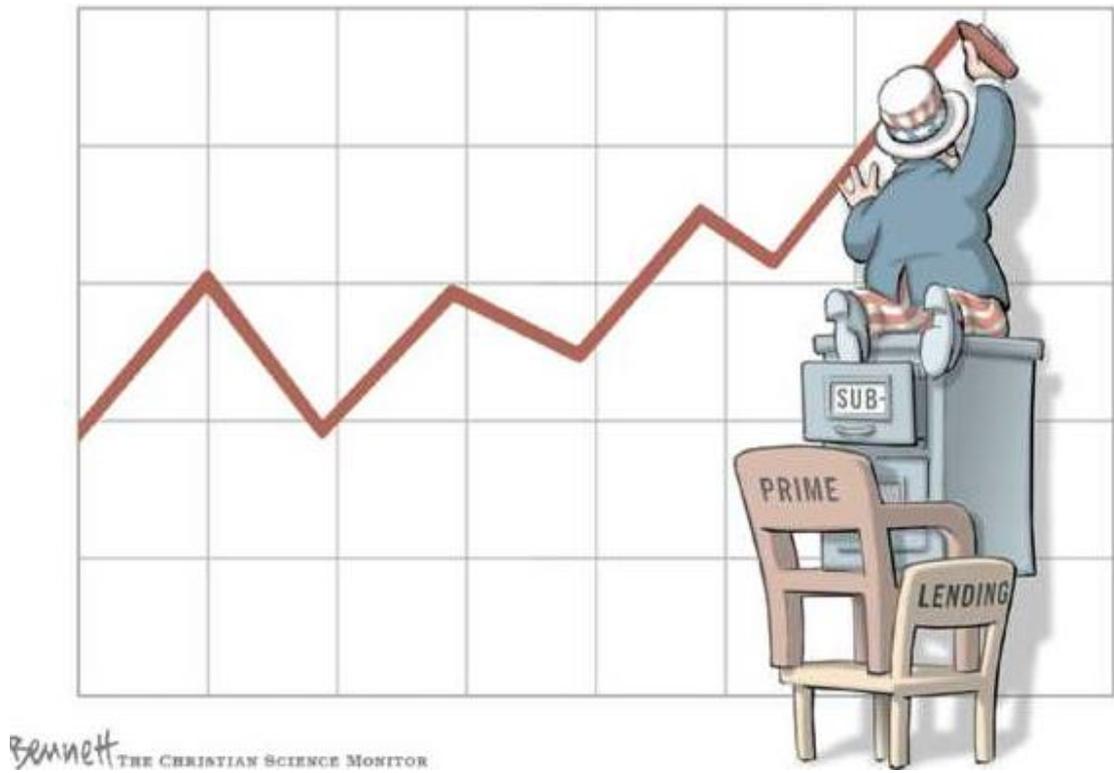
Average, otros, como Khalid Mumtaz (2014), observaron en las series temporales del *Dow Jones Industrial Average* y el *Dow Jones Transportation Average*, para el periodo 1896-1900, la validez de esta proporcionalidad temporal entre los puntos de inflexión basada en la Serie Fibonacci y llegaron a la conclusión de que se respetada en un 78-93% de los casos.

3.10 Conclusión

En este capítulo se ha expuesto los principios y la relación matemática que se observan en los precios desde el punto de vista del factor temporal. Este conocimiento puede facilitar el entendimiento del funcionamiento de los mercados bursátiles y ser un instrumento, quizás, a la hora de hacer proyecciones a futuro. No obstante, se advierte que esta teoría es compleja y si bien es fácil explicar retrospectivamente el comportamiento de los precios, resulta complicado reconocer estos patrones temporales mientras están sucediendo en el mercado.



4 CICLOS DOCUMENTADOS POR LA CIENCIA.



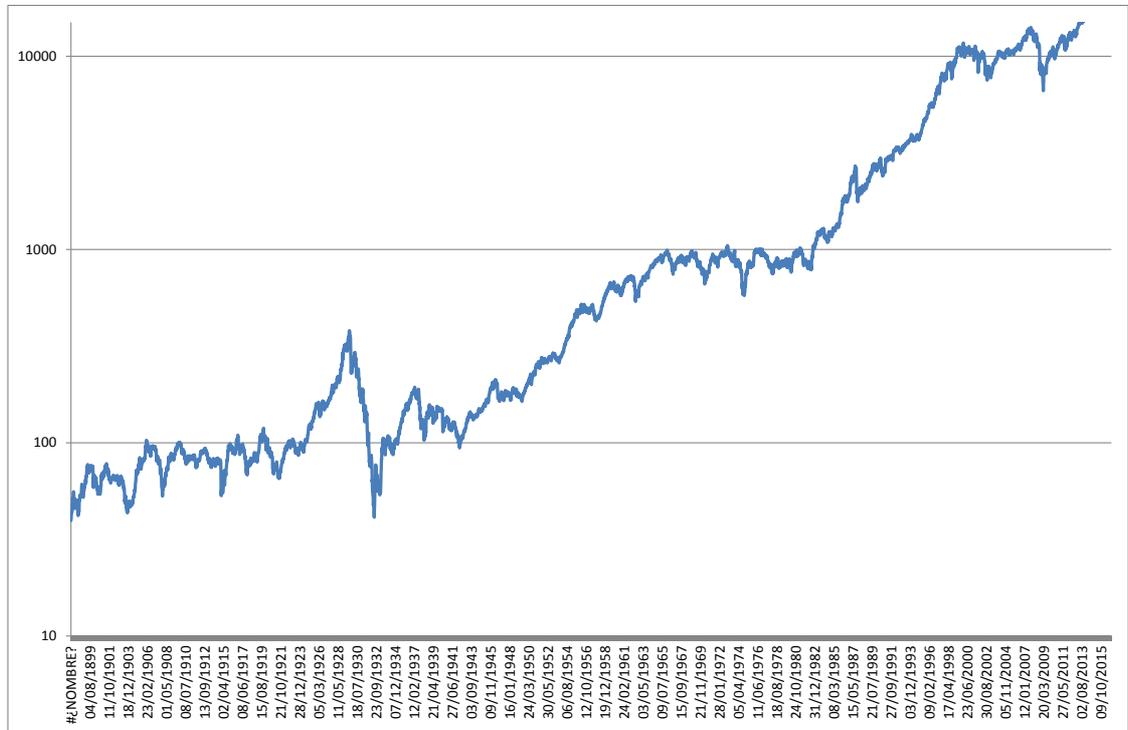
Dibujo elaborado por Clay Bennett para Christian Science Monitor

En este capítulo se presentan los distintos ciclos que han sido documentados por la ciencia, partiendo de aquellos a más largo plazo, aunque en algunos casos sólo existen investigaciones con respecto a la variables macroeconómicas. Se incluirán también aquellas periodicidades más a corto plazo, pues aunque han sido más investigadas, son también las que resultan de una mayor utilidad para un inversor corriente por alinearse con el horizonte de inversión habitual.

Se ha investigado y escrito mucho sobre los ciclos que experimenta la economía en base al análisis de diversas variables macroeconómicas como el producto interior bruto, índice de precios al consumo, desempleo, tipos de interés, etc. Sin embargo, hay mucha menos literatura sobre los ciclos en los mercados bursátiles. La principal razón de esto es la falta de registros de datos históricos fehacientes y suficientes, pues aunque la negociación mercantil en lugares habilitados al efecto existen al menos desde el Siglo XIV como es el ejemplo de la Lonja de Barcelona, que evolucionaron pasando por los *coffee houses* de Amsterdam hasta la fundación de *The Bourse* en Amsterdam en 1608 como primer gran mercado de valores, no existe constancia de registros de precios de los valores ni del análisis de los mismos hasta el siglo XVIII en Japón (Kirkpatrick II y Dahlquist 2011). Los índices de valores, por su parte, no hicieron aparición hasta su creación de la mano de Charles Dow en 1884, aunque no será hasta la publicación del Wall Street del 26 de mayo de 1896 cuando aparezca la primera versión del índice *Dow Jones Industrial Average* incluyendo sólo 12 valores frente a los 30 de la actualidad.



Ilustración 22. DJIA 1897-diciembre 2016. Datos semanales. Escala logarítmica.



Fuente: Elaboración propia. Datos de Bloomberg.

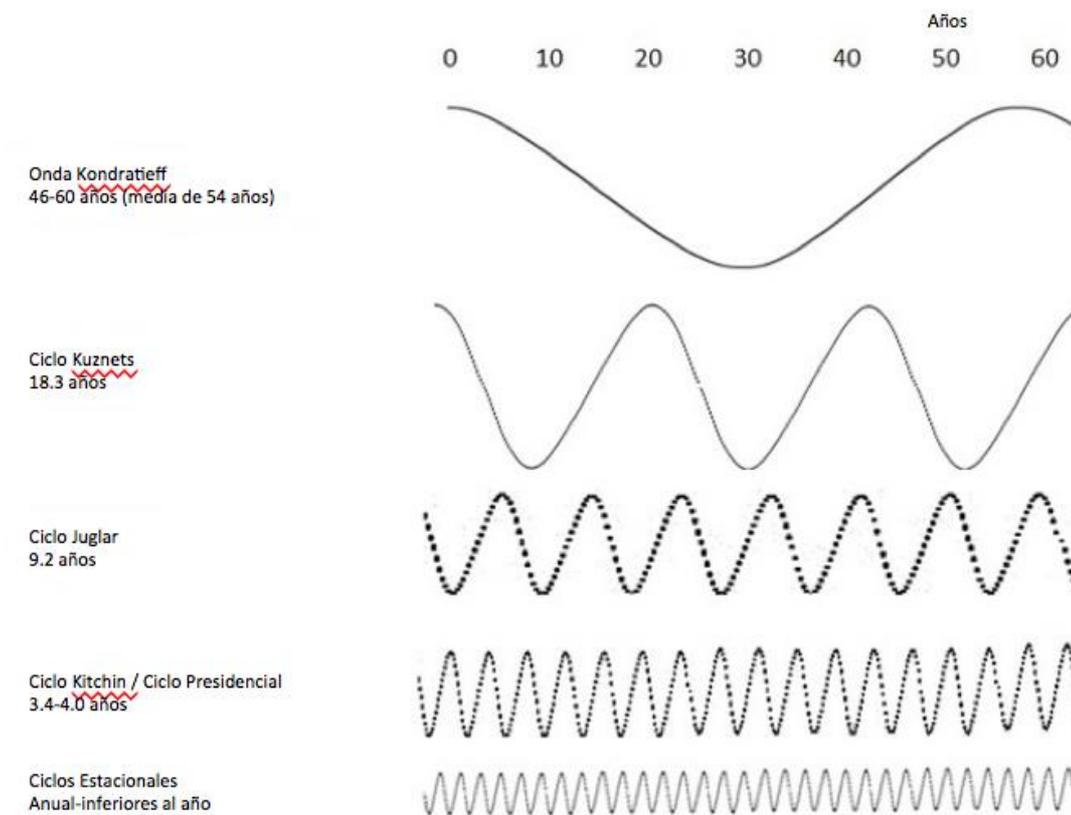
Por esta falta de registros no existe una literatura importante sobre los ciclos de larga duración en los mercados bursátiles, en contraste con la relativamente abundante que existe en relación con variables económicas, PIB, y sobretodo, en relación con los precios de las materias primas, hierro, cobre, entre otras, destacando el precio del trigo que cuenta con series y referencias que se adentran en la Edad Media.

Teniendo en cuenta esta circunstancia, para los ciclos a largo plazo se analizará la literatura sobre las periodicidades más populares en las variables económicas e intentaremos relacionar sus resultados con los datos de los mercados bursátiles. Para



las periodicidades de más a medio y corto plazo, revisaremos únicamente la literatura relacionada con los mercados bursátiles.

Ilustración 23. Ciclos económicos cuya periodicidad también ha sido aclamada en el movimiento de los precios de los mercados bursátiles



Fuente: Elaboración propia.

4.1 La Onda Larga de Kondratieff u Onda-K

Nicolai Dimitriev Kondratieff nació 1892 en Rusia. Fue economista de prestigio, Subsecretario de Alimentos del Gobierno Provisional de Kerensky en 1917, colaboró en la



elaboración del Plan Quinquenal en 1920, trabajó en la Academia Agrícola y fundó el Instituto de Coyuntura de Moscú, lo cual le permitió estudiar los precios de materias primas europeos, en concreto, del cobre y algunos productos agrícolas, abarcando un horizonte temporal que arrancaba en 1780. Gran parte de la popularidad de la Teoría de los Ciclos se debe al ciclo largo de 46-60 años (54 años de media) aportado por Kondratieff, el también llamado Onda Kondratieff u Onda-K, razón por la cual se incluye este apartado, a pesar de que no se refiere estrictamente a los mercados bursátiles y que, con respecto a la economía, solo se han podido documentar a lo sumo 4 ciclos Kondratieff completos.

Desde 1922, Kondratieff publicó sus opiniones sobre los ciclos largos y la crisis acontecida tras la Primera Guerra Mundial, no sin grandes críticas, incluso desde dentro de Instituto de Coyuntura de Moscú que él dirigía, atacando la calidad de sus datos, la falta de un cuerpo teórico sólido y sus métodos. Esta circunstancia le llevó a dedicar mucho tiempo a ampliar sus estudios y a contestar a sus detractores. Todas sus investigaciones fueron recogidas posteriormente en un libro publicado en 1984 llamado *The Long Wave Cycle*.

Gracias al economista de Harvard Joseph A. Schumpeter se difunden sus ideas en occidente en los años 30 y se asigna el nombre de Onda Kondratieff a este fenómeno económico. Posteriormente, en torno a los años 70, esta teoría toma mucho protagonismo pues se acercaba el 50 aniversario del Crack Bursátil de 1929 y la Gran Depresión. Sin embargo, tras el suelo de los años 1980-1981 el DJIA superó la barrera



psicológica de los 1.000 puntos continuando su senda alcista hasta el máximo del año 2000, lo que redujo substancialmente la popularidad de esta teoría (Walker 1990).

Kondratieff descubrió que una serie de indicadores económicos, entre los que estaban los precios de las acciones, los tipos de interés, el carbón, así como otros indicadores productivos de EE.UU., Inglaterra y Francia, guardaban una periodicidad de unos 48-60 años aproximadamente. Esta conclusión fue alcanzada por otros autores anteriores o de la época, a pesar de no guardar relación con Kondratieff, como los economistas holandeses Jacob van Gelderen (1913) y Salomon de Wolff (1924), M. A. Buniatian en 1915 (Korotayev y Tsirel 2010) o William Henry Beveridge (1921, 1922), el cual en su informe que sirvió de base a la implementación del sistema de la seguridad social inglesa en 1942, analizó los cambios de los precios del trigo desde la edad moderna, descubriendo ciclos de largo plazo que tenían un promedio de duración de 54 años.

Kondratieff detectó dos ciclos y medio con esta periodicidad en las variables antes indicadas, cuyos mínimos se registraron, en unas u otras variables, entre las fechas 1780-1790, 1844-1851, 1890-1896. Los máximos correspondientes se registraron en 1810-1817, 1870-1875 y 1914-1920, fecha a partir de la cual se inició una fase bajista sin que Kondratieff fijara su final.



Ilustración 24. Ondas-K detectadas por Kondratieff y periodicidades

Nº de Onda-K	Fase de la Onda-K	Comienzo	Fin	Duración
1º	Alcista	1785-1790	1810-1817	26
	Bajista	1810-1817	1844-1851	34
	TOTAL			60
2º	Alcista	1844-1851	1870-1875	25
	Bajista	1870-1875	1890-1896	24
	TOTAL			49
3º	Alcista	1890-1896	1914-1920	24
	Bajista	1914-1920		

Fuente: (Korotayev y Tsirel 2010). Adaptación propia.

Estudios posteriores han contrastado otras ondas Kondratieff que se presentan en la siguiente tabla y que se incluye a modo ilustrativo, aunque se advierte que el autor del presente trabajo delimita las Ondas-K del siglo XX de manera algo distinta (para más detalles, ver capítulo sexto y el epílogo).

Ilustración 25. Ondas-K posteriores a Kondratieff. Consenso de periodicidades

propuestas por los estudiosos de Kondratieff

Nº de Onda-K	Fase de la Onda-K	Comienzo	Fin	Duración
3º	Alcista	1890-1896	1914-1920	24
	Bajista	1914-1929	1939-1950	23
	TOTAL			47
4º	Alcista	1939-1950	1968-1974	27
	Bajista	1968-1974	1984-1991	17
	TOTAL			43
5º	Alcista	1984-1991	2008-2010	22
	Bajista	2008-2010	?	



Nota importante: Dada la gran extensión temporal de estos ciclos, así como la falta de datos exactos, la imprecisión de estos ciclos es muy elevada.

Fuente: (Korotayev y Tsirel 2010). Adaptación propia.

Como los ciclos eran detectados en series de precios, en un primer momento las explicaciones a este fenómeno fueron de índole monetaria o relacionadas, como son las tensiones inflacionistas que surgen a partir de una guerra (Åkerman, 1932; Bernstein, 1940; Silberling, 1943; entre otros). Tras la Segunda Guerra Mundial los precios no siguieron el camino que marcaba la onda-K por lo que se abandonó esta corriente.

Kondratieff, de hecho, entendía estos ciclos como inherentes al capitalismo y los vinculó a la dinámica del capital de inversión. Identificó tres fases: (i) aumento de la construcción que genera una mayor inversión en capital (expansión), (ii) lo cual hace aumentar los precios de dicho capital, (iii) que posteriormente desincentiva esa inversión (estancamiento e inflación), dando lugar a la parte baja del ciclo con caída de los precios y poca actividad (deflación). No obstante, su afán nunca fue descubrir las fuerzas que causaban este ciclo sino más bien demostrar su existencia.

Todas estas ideas fueron férreamente cuestionadas por Leon Trotsky (1923), entre otros, quien afirmaba que estas crisis no eran inherentes al capitalismo sino que resultaban de factores exógenos a este sistema y, por tanto, no tenían tanta regularidad como los otros ciclos.



La corriente dominante en la actualidad, sin embargo, explica la onda-K en base a la innovación y a la tecnología, algo a lo que también apuntó Kondratieff quien explicó, en contestación a las críticas de Trostky, cómo en las etapas de recesión se obtienen descubrimientos e invenciones en las técnicas de producción que más tarde serán utilizadas en la siguiente pata alcista de una onda-K (Korotayev y Tsirel 2010). Estas ideas fueron adoptadas por Schumpeter (1939), quien explicó que los ciclos surgen de un conjunto de innovaciones en el producto, en los servicios, en la tecnología, en los métodos de producción, en nuevos mercados, en nuevas fuentes de materias primas y en nuevas formas de organización de los negocios.

Ilustración 26. Esquema teórico, por autores y años, de la Onda-K.

Teoría	Teoría de la Guerra Teoría Monetarista	Teoría de la Crisis Capitalista	Teoría de la Innovación	Teoría de la Inversión en Capital
Variables	Precios Incidencia de una guerra Magnitud de una guerra	Tasa de retorno Producción	Inversiones Innovación Producción Empleo	Capital de inversión Producción
	AUTORES			
1910				Van Gelderen De Wolff
1920		Trotsky		Kondratieff
1930	Åkerman Bernstein Silberling Ciriacy-Wantrup Simiand Marjolin Rist Dupriez		Schumpeter	

Fuente: Elaboración propia. Adaptación de Goldstein 1988.

Dejando al margen las distintas corrientes en torno a la explicación al fenómeno de la onda-K, Charles D. Kirkpatrick y Julie R. Dahlquist (1990) sintetizan los otros aspectos característicos de la corriente predominante en la actualidad, partiendo de lo expuesto



por George Modelski y William Thompson en su libro de 1996 *Leading Sectors and World Powers: The Coevolution of Global Economics and Politics*:

- La onda-K es una característica propia de las economías mundiales lideradas por una economía nacional;
- Los ciclos están más relacionados con la producción que con los precios. Surgen como consecuencia de la innovación en productos, servicios y tecnología;
- Este fenómeno consiste en una secuencia de fases desarrolladas formando un patrón en “S” más que ciclos precisos y perfectamente periódicos;
- Cada onda-K tiene su localización geográfica y temporal característica;
- Cada onda-K afecta a la estructura de la economía mundial en el futuro;
- El comienzo de una onda-K larga suele estar acompañado de una guerra importante; y
- Existe una correlación importante entre la onda-K y el surgimiento y caída de las grandes potencias internacionales. El comienzo de una onda-K en un lugar concreto distinto, de la mano de una innovación, permitiría que una nueva potencia ejerza su influencia y liderazgo a nivel mundial.



Ilustración 27. Ciclos Kondratieff y potencias y sectores vinculados

Fecha	Onda-K	Potencia dominante	Sector líder
930	1	Norte de Sung	Impresión y papel
990	2		Mercado nacional
1060	3	Sur de Sung	Marco fiscal
1120	4		Expansión marítima mercantil
1190	5	Génova	Ferias de champán
1250	6		Negocios en el Mar Negro
1300	7	Venecia	Flotas de galeones
1350	8		Pimienta
1420	9	Portugal	Oro de Guinea
1492	10		Especies
1540	11	República Holandesa	Negocios en el Báltico
1580	12		Negocios en Asia
1640	13	Inglaterra	Plantaciones americanas
1680	14		Negocios América-Asia
1740	15	Inglaterra	Algodón, hierro
1792	16		Ferrocarril
1850	17	EEUU	Electricidad, acero
1914	18		Electrónica, vehículos a motor
1973	19	EEUU	Industrias de la información
2026	20		

Fuente: Adaptación de Kirkpatrick II y Dahlquist, 2011, tabla que a su vez ha sido adaptada de Modelski y Thompson 1996.⁸

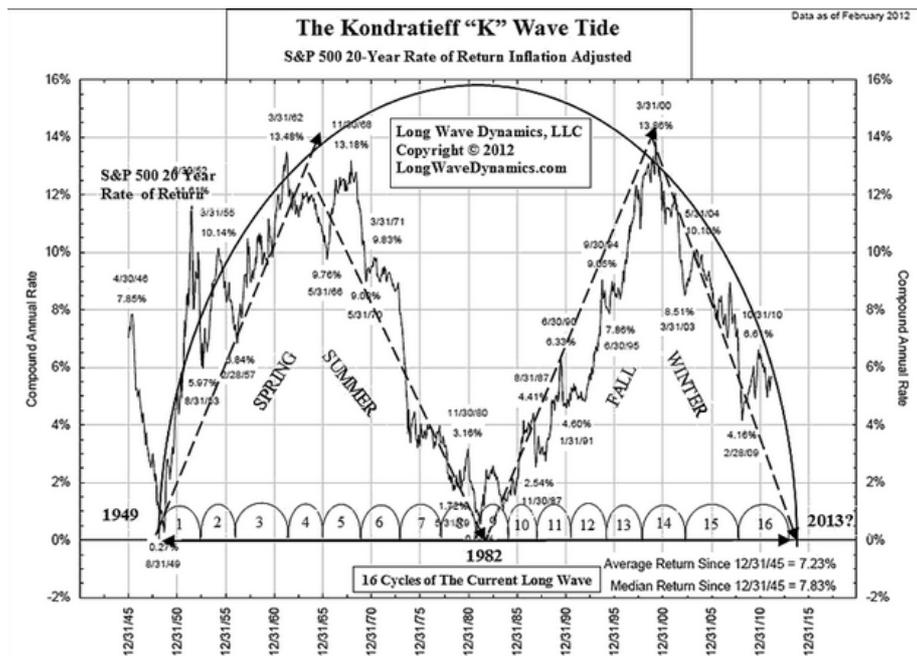
Las corrientes recientes dividen el ciclo Kondratieff en cuatro fases, cada una de las cuales recibe distintos nombres: un *k-peak*, o un máximo alcanzado por los precios, que será seguido de un descenso rápido en los mismos (o inflación), alcanzando el *plateau* o

⁸ Nota: Se hace notar que es muy frecuente encontrar entre los autores anglosajones la omisión de que España fue la potencia dominante a nivel internacional entre 1492 y 1640, fechas marcadas por el Descubrimiento de América y el final de la Guerra de los 30 Años. En su lugar, suelen mencionar a Portugal como potencia dominante, olvidando que durante mucho tiempo fue incorporada a España.



estancamiento, que incluso puede corregir un poco al alza, que a su vez será seguido de una nueva bajada en precios (o inflación), culminando con un nuevo mínimo llamado *vortex* o torbellino, que finalmente dará lugar a una nueva etapa que es de crecimiento y deflación, registrando un nuevo máximo, *DG-peak* (Berry 1991). Otros, sin embargo, hablan de primavera para referirse a una etapa de gran crecimiento sin inflación; verano para la etapa de crecimiento de la producción con inflación; otoño, la etapa de crecimiento moderado e inflación en descenso; e invierno para la última etapa con deflación (Gordon 2015).

Ilustración 28. Representación de las últimas Onda-K y sus fases



Fuente: (Knox Barker 2012).

En cuanto a la contrastación empírica, Andrey V. Korotayev y Sergey V. Tsirel en 2010, en su artículo "A Spectral Analysis of World GDP Dynamics: Kondratieff Waves, Kuznets



Swings, Juglar and Kitchin Cycles in Global Economic Development, and the 2008–2009 Economic Crisis”, donde se somete a un análisis espectral el producto interior bruto mundial para el periodo 1870-2007, detectan efectivamente la presencia de ciclos Kondratieff de 52-53 años de media con un nivel de significación estadística adecuado. Avanzan que la recesión que se vivía en 2010 era probablemente una corrección que sería seguida de un movimiento expansivo que se iniciaría en 2011-2012, alcanzando un nuevo máximo en 2018-2020, dando lugar entonces al comienzo de la pata bajista en la Onda Kondratieff número 5 (la actual). Hay que recordar que el análisis espectral que realizan estos autores se refiere al PNB.

Hay también muchos detractores de esta teoría, principalmente porque ni las bolsas de valores ni la economía siguieron el patrón Kondratieff que todos esperaban 50 años después al suelo de 1932 tras el Crack de 1929. Jeff Walker (1990), por ejemplo, opina que no está demostrada la periodicidad de 50 años pues sólo están suficientemente documentadas tres ondas, el cuerpo teórico es demasiado flexible, las fechas en las que se sitúan las ondas son demasiado amplias y el margen de variación que se otorga a la periodicidad de 48-60 años es muy grande (y así es en términos absolutos, no en términos relativos debido a la larga duración del ciclo).

4.2 Las Oscilaciones Kuznets y los Ciclos de 17 Años

Por alguna razón Schumpeter, en su libro *Business Cycles* (1939), se refiere a los ciclos Juglar, Kondratieff y Kitchin, pero nada dice de los ciclos Kuznets “tanto histórica como estadísticamente es posible contar seis Juglars para obtener un Kondratieff y tres Kitchins



para obtener un Juglar – no como una media sino en cualquier caso particular”⁹, quizás porque Kuznets fue bastante crítico con la obra de Shumpeter en la revisión de 1940.

Las oscilaciones Kuznets deben el nombre a su descubridor, Simon Kuznets (1901-1985), economista ruso-estadounidense que en 1971 ganó el Premio Nobel de Economía como reconocimiento a sus aportaciones al mundo de la econometría y a la explicación del crecimiento económico y sus desequilibrios. Investigó el mercado inmobiliario de Estados Unidos llegando a la conclusión de que existía un ciclo de unos 16.5-18 años de duración en la inversión en infraestructura, que explicó a través de factores demográficos, en concreto, las fuerzas de inmigración y emigración y las presiones en la construcción que ocasionan aquellas.

Varios estudios posteriores han situado la periodicidad del ciclo en 13-15 años (Diebolt and Doliger 2005), o incluso se ha afirmado que el ciclo Kondratieff está compuesto de dos oscilaciones Kuznets de 25-30 años (Berry 1991). Sin embargo, Andrey Korotayev y Sergey Tsirel, a través de su análisis espectral (2010), confirmaron la existencia de tres oscilaciones Kuznets cada una de 17-18 años de duración, periodicidad más acorde con la estimada por Kuznets, que juntas conformaban un ciclo completo Kondratieff,

⁹ Traducción propia: “it is possible to count off, historically as well as statistically, six Juglars to a Kondratieff and three Kitchins to a Juglar – not as an average but in every individual case” (Schumpeter 1939)



concluyendo que dichas oscilaciones pudieran ser consideradas como el tercer armónico del ciclo de Kondratieff.

Las oscilaciones Kuznets o los *Kuznets swings* son fluctuaciones observadas en el ritmo de crecimiento del producto nacional bruto pero recientemente se ha predicado también su existencia en los mercados bursátiles. Así, Charles D. Kirkpatrick y Julie R. Dahlquist (2011), por ejemplo, afirman que existen ciclos de 34 años compuestos por dos ondas de 17 años, una suave o que desarrolla un movimiento lateral y otra a continuación de mayor intensidad. Otros personajes de reconocido prestigio en el mundo de las finanzas, como Warren Buffet, han asegurado en varias entrevistas que los ciclos Kuznets le sirven de referencia a la hora de invertir, periodicidad que no atribuye al producto nacional bruto sino a otras variables tales como los tipos de interés, la confianza de los inversores en la economía y los beneficios empresariales (Loomis 2001).

4.3 Ciclo Juglar

Este es el primero y de mayor periodo de los llamados “Business Cycles” asociados a las oscilaciones en la actividad de las empresas. Su denominación se determinó en homenaje al economista francés Clement Juglar, que estudió los precios y tipos de interés en la década de 1860 identificando cuatro fases que se desarrollaban en un periodo medio de 9-11 años: expansión, crisis, liquidación y recesión, cada una de las cuales se caracterizaba por cambios en el gasto en capital.



Juglar atribuyó dichas oscilaciones a los desequilibrios entre oferta y demanda de bienes. Cuando la demanda supera la oferta, esto lleva a la inversión en nuevos equipos productivos, estimulando la actividad económica hasta el momento en que la capacidad de producción no encuentra suficiente demanda, llegando a un punto en el que, con una cierta demora temporal, la inversión y la actividad económica se deterioran entrando en un periodo de recesión.

Contemporáneo de Clement Juglar fue el economista británico William Stanley Jevons, famoso por su teoría marginalista, pero que también desarrolló su teoría respecto a los ciclos económicos, quizás empujado por el impacto de la bancarrota de la empresa de su familia en 1848. Fue el primero que formuló la Teoría de las Manchas Solares que llegó a tener una amplia aceptación y que establece que éstas influyen sobre las condiciones meteorológicas. Jevons pensaba que las manchas solares determinaban la cantidad y calidad de las cosechas, influyendo de esta manera sobre la economía. Los ciclos de las manchas solares son de 11 años, cifra que se sitúa en el límite superior del rango de ciclos aportados por Clement Juglar, por lo que no se concluye que coincide con aquellos.

Lo más interesante de los ciclos Juglar es que vienen estudiándose a lo largo de un periodo aproximado de dos siglos, por lo que existe una indudable constancia de los mismos. Más recientemente, en 2010 Andrey Korotayev y Sergey Tsirel realizaron un análisis espectral de los datos correspondientes al periodo 1870-2007 encontrando una periodicidad de 7-9 años.



4.4 Las Secuencias Decenales

La periodicidad aproximada de 10 años en el movimiento de los precios de los activos financieros ha sido observada por varios autores entre los cuales está Dewey, quien quizás fue el primero que la identificó para el S&P 500. Edgar Lawrence Smith, economista y escritor del famoso libro *Common Stocks as Long Term Investments* (1928) donde propone la revolucionaria idea que las acciones superarían a la inversión en bonos a largo plazo, investigó el comportamiento de las acciones con datos que arrancaban desde 1881 (de los cuales hasta 1918 fueron tomados de las investigaciones del economista y hombre de negocios americano Alfred Cowles III). Fascinado por los descubrimientos de la época en el campo de las ciencias naturales, como el ciclo de 11 años en la radiación solar o el ciclo de 9 años en los anillos de los troncos de los árboles, Smith trató de evidenciar ciclos de 9 u 11 años en los precios de las acciones. Finalmente lo que encontró fue un patrón de 10 años comenzando en el año 1 de cada década (Smith 1939).

Smith recortó la serie de temporal de precios en segmentos de 10 años y los colocó uno encima del otro en un gráfico permitiéndole observar un patrón muy parecido y apreciar que cada década tendía a tener tres mercados alcistas, y que el más importante y largo se situaba en el centro de cada década (L. C. Mokrash 1991). Su teoría concluía que existía un ciclo de 120 meses, dentro del cual existía tres ciclos de 40 meses, ciclo aportado por Wesley Mitchell y que veremos más adelante.



Los años que terminaban en 3, 7, y 10 solían ser los años más negativos, el año terminado en 6 era frecuentemente negativo aunque no siempre, mientras que los años 5, 8 y casi todos los que terminaban en 9 solían ser positivos.¹⁰ Smith no seguía el calendario natural que comienza en enero, sino que en sus cálculos el año comenzaba en octubre. Inicialmente afirmó que no era capaz de explicar la causa de este patrón, aunque posteriormente, influenciado por Hipócrates, hizo referencia a factores meteorológicos y fue capaz de encontrar una correlación con factores como la radiación solar, lluvia, presión barométrica y otros factores que parecen afectar el estado psicológico de los inversores, a la salud y enfermedades, así como su nivel de optimismo o pesimismo (Kirkpatrick II y Dahlquist 2011) .

¹⁰ La rentabilidad positiva que tiende a obtenerse en los años acabados en 5 es una conclusión a la que también llegó Gann a través de la observación.



Ilustración 29. Rentabilidades anuales mercado americano. Datos para el cálculo:
cierres anuales de los índices de Cowles para 1881-1885. Cesta de acciones: 10
ferrocarriles, 2 industriales para 1886-1889. Cesta de 20 valores: 16 ferrocarriles, 2
industriales para 1890-1896. DJIA desde 1897 en adelante (creado en mayo de 1896)

Decadas	1º	2º	3º	4º	5º	6º	7º	8º	9º	10º
1881-1890	3,0%	-2,9%	-8,5%	-18,8%	20,1%	12,4%	-8,4%	4,8%	5,5%	-14,1%
1891-1900	17,6%	-6,6%	-24,6%	-0,6%	2,3%	-1,7%	21,3%	22,5%	9,2%	7,0%
1901-1910	-8,7%	-0,4%	-23,6%	41,7%	38,2%	-1,9%	-37,7%	46,6%	15,0%	-17,9%
1911-1920	0,4%	7,6%	-10,3%	-5,4%	81,7%	-4,2%	-21,7%	10,5%	30,5%	-32,9%
1921-1930	12,7%	21,7%	-3,3%	26,2%	30,0%	0,3%	28,8%	48,2%	-17,2%	-33,8%
1931-1940	-52,7%	-23,1%	66,7%	4,1%	38,5%	24,8%	-32,8%	28,1%	-2,9%	-12,7%
1941-1950	-15,4%	7,6%	13,8%	12,1%	26,6%	-8,1%	2,2%	-2,1%	12,9%	17,6%
1951-1960	14,4%	8,4%	-3,8%	44,0%	20,8%	2,3%	-12,6%	34,0%	16,4%	-9,3%
1961-1970	18,7%	-10,8%	17,0%	14,6%	10,9%	-16,9%	15,2%	4,3%	-15,2%	4,8%
1971-1980	6,1%	14,6%	-16,6%	-27,6%	36,3%	17,9%	-17,3%	-3,1%	4,2%	14,9%
1981-1990	-9,2%	19,6%	20,3%	-3,7%	27,7%	22,6%	2,3%	11,8%	27,0%	-4,3%
1991-2000	20,3%	4,2%	13,7%	2,1%	33,5%	26,0%	22,6%	16,1%	25,2%	-6,2%
2001-2010	-7,1%	-16,8%	25,3%	3,1%	-0,6%	16,3%	6,4%	-33,8%	18,8%	11,0%
2011-2020	-13,4%	-4,7%	21,4%	3,7%	-7,2%	-2,3%				
Rentabilidad media	-1,0%	1,3%	6,3%	6,8%	25,6%	6,3%	-2,4%	14,5%	10,0%	-5,8%
Nº Años positivos	8	7	7	9	12	8	7	10	10	5
Nº Años negativos	6	7	7	5	2	6	6	3	3	8

Fuente: (Hirsch y Hirsch 2012) Adaptación propia.

Este patrón ha sido contrastado estadísticamente por Lewis Carl Mokusch (1991) con datos que partían de 1831 y concluyó que en el año terminado en cinco el mercado experimenta, en términos relativos con relación al resto de los años de la década, las mayores subidas. Usando datos del último siglo, el año terminado en 8 también experimenta subidas substancialmente superiores. Con respecto al resto de los años de la década, muestran una apreciación media del 2.3%, y ninguno es substancialmente mejor o peor que el resto.

La gran crítica a este patrón es que no existe una explicación suficiente para el mismo y todos estos resultados parecen más producto del azar. No obstante, se puede observar



este ciclo en otros sucesos naturales como el ciclo de 11 años de radiación solar o el ciclo de 9 años observado por la dendrocronología en la formación de los anillos en los troncos de los árboles.

4.5 El Ciclo Kitchin y el Ciclo Presidencial

Onda periódica descubierta por el estadístico Joseph Kitchin (1861–1932) que analizó tipos de interés y otras magnitudes macroeconómicas en EEUU y Reino Unido. Se trata de un ciclo de 40 a 59 meses vinculado a la gestión de los inventarios de las empresas y está causado por la asimetría en el procesamiento de la información relevante en la toma de decisiones. Al final de una recesión, las empresas tienen un nivel muy bajo de inventario y materias primas. Para recuperar un nivel adecuado, se genera una demanda que influencia toda la economía, que aumenta hasta que las empresas se dan cuenta que han hecho crecer el inventario demasiado, lo cual les lleva a reducir la demanda afectando la actividad económica y llevándola quizás a una recesión (Kitchin 1923).

Este ciclo está relativamente aceptado por la comunidad científica y ha sido contrastado a través de un análisis espectral sobre el producto interior bruto mundial por Andrey Korotayev y Sergey Tsirel en 2010 concluyendo la existencia de estos ciclos con una periodicidad media de 3-4 años, periodicidad bastante constante aunque ocasionalmente puede ser algo superior, con una presencia muy pronunciada especialmente entre las dos guerras mundiales.



Otro contemporáneo de Kitchin, Wesley C. Mitchell (1874-1948), es también reconocido como estudioso de este ciclo de unos 40 meses. Doctor en Economía, impartió docencia en la Universidad de Chicago y en la de Berkeley, y fundó y dirigió el *National Bureau of Economic Research* durante 20 años. Se especializó en la investigación de los precios y los ciclos económicos. Tras analizar datos de 1796 a 1923 descubrió que la economía sufría una recesión cada 40 meses, excluyendo los periodos de guerras.

Este ciclo de 40 meses también se observa en el comportamiento de los mercados bursátiles y con una presencia bastante consistente. De hecho, es el más popular de los ciclos investigados. El primero en hablar de esta onda haciendo referencia al precio de las acciones fue Edward Dewey en *Cycles: The Science of Prediction* (1949) quien afirmó que las bolsas se movían con una periodicidad de 40.68 meses de media desde 1871.

Como el mandato electoral de EEUU dura cuatro años y es el mercado que más influyente a escala mundial, se ha relacionado este ciclo con las elecciones americanas y la política de la Reserva Federal que en opinión de muchos está condicionada por el calendario electoral. De acuerdo a las investigaciones Charles D. Kirkpatrick y Lulie Dahlquist (2011), basándose en las investigaciones de Walter Bressert (1991), la duración media de este ciclo en el *Dow Jones Industrial Average* desde 1896 a 2010 es de 47.2 meses.



Ilustración 30. S&P 500 1980-2010. Ciclo Presidencial en EEUU



Fuente: StockCharts.

Además de este ciclo de 40 meses se ha evidenciado también un patrón de comportamiento a lo largo de esos casi cuatro años, vinculándolo con el mandato presidencial en EEUU. Los rendimientos de los dos primeros años de mandato son significativamente menores a los de los dos últimos años, desde el punto de vista estadístico. De todos los años, el segundo es el más negativo y el que ha registrado los mínimos más relevantes del mercado americano, mientras que el tercer año suele ser el más positivo de todos. De hecho, desde 1965 ninguno de los 13 mínimos más relevantes registrados en el *Dow Jones Industrial Average* tuvieron lugar a lo largo del último año de mandato, mientras que 9 de ellos ocurrieron el en segundo año.



También se ha demostrado que esto no sólo ocurre en el mercado americano, sino que también el resto de los mercados internacionales siguen este patrón. La academia ha tratado de explicar este comportamiento vinculándolo a las políticas monetarias que tienden a ser más acomodaticias a partir del tercer año de mandato. Todos estos hallazgos han sido demostrados estadísticamente por diversos autores, destacando Allivine y O'Neill (1980), Stovall (1992), Gärtner y Wellershoff (1995), Hensel y Ziemba (1995), Wong and McAleer (2007), Booth y Booth (2003), Beyer, Jensen y Johnson (2008).

De acuerdo a los datos de Jeffrey Hirsch y Yale Hirsch, autores de *Stock Trader's Almanac* (2012) que analizan el mercado americano y en concreto, el *Dow Jones Industrial Average* desde su creación en 1896, cerca del 80% de los años terceros del mandato son positivos con una ganancia media del 10.5%, mientras que la ganancia media del cuarto año es del 6.8%, siendo del total años positivos un 68%. La ganancia media más baja parece registrarse en el primer año, con un 2% de rentabilidad y un 47% de total de los años cerrando en positivo. El segundo año, por su parte, tiene una ganancia media del 4.2%, siendo el 59% del total de años positivos. Si nos fijamos exclusivamente en los datos desde 1900, que son más homogéneos ya que todos se refieren al *Dow Jones Industrial Average*, los resultados son más contundentes y la ganancia que se registra en el tercer año es más de tres veces la del año dos y mas del doble de la del primer año.



Ilustración 31. DJIA 1833-2014. Patrón del Ciclo Presidencial de 4 años. “D” hace referencia al partido político Demócrata, mientras que “R” hace referencia al partido

Republicano

Comienzo del ciclo	Presidente de EEUU	Año 1 postelectoral	Año 2	Año 3	Año 4 electoral
1833	Jackson (D)	-0,9%	13,0%	3,1%	-11,7%
1837	Van Buren (D)	-11,5%	1,6%	-12,3%	5,5%
1841	WH Harrison (W)	-13,3%	-18,1%	45,0%	15,5%
1845	Polk (D)	8,1%	-14,5%	1,2%	-3,6%
1849	Taylor (W)	ND	18,7%	-3,2%	19,6%
1853	Pierce (D)	-12,7%	-30,2%	1,5%	4,4%
1857	Buchanan (D)	-31,0%	14,3%	-10,7%	14,0%
1861	Lincoln (R)	-1,8%	55,4%	38,0%	6,4%
1865	Lincoln (R)	-8,5%	3,6%	1,6%	10,8%
1869	Grant (R)	1,7%	5,6%	7,3%	6,8%
1873	Grant (R)	-12,7%	2,8%	-4,1%	-17,9%
1877	Hayes (R)	-9,4%	6,1%	43,0%	18,7%
1881	Garfield (R)	3,0%	-2,9%	-8,5%	-18,8%
1885	Cleveland (D)	20,1%	12,4%	-8,4%	4,8%
1889	B. Harrison (R)	5,5%	-14,1%	17,6%	-6,6%
1893	Cleveland (D)	-24,6%	-0,6%	2,3%	-1,7%
1897	McKinsey (R)	21,3%	22,5%	9,2%	7,0%
1901	McKinsey (R)	-8,7%	-0,4%	-23,6%	41,7%
1905	T. Roosevelt (R)	38,2%	-1,9%	-37,7%	46,6%
1909	Tatt (R)	15,0%	-17,9%	0,4%	7,6%
1913	Wilson (D)	-10,3%	-5,4%	81,7%	-4,2%
1917	Wilson (D)	-21,7%	10,5%	30,5%	-32,9%
1921	Harding (R)	12,7%	21,7%	-3,3%	26,2%
1925	Coolidge (R)	30,0%	0,3%	28,8%	48,2%
1929	Hoover (R)	-17,2%	-33,8%	-52,7%	-23,1%
1933	F. Roosevelt (D)	66,7%	4,1%	38,5%	24,8%
1937	F. Roosevelt (D)	-32,8%	28,1%	-2,9%	-12,7%
1941	F. Roosevelt (D)	-15,4%	7,6%	13,8%	12,1%
1945	F. Roosevelt (D)	26,6%	-8,1%	2,2%	-2,1%
1949	Truman (D)	12,9%	17,6%	14,4%	8,4%
1953	Eisenhower (R)	-3,8%	44,0%	20,8%	2,3%
1957	Eisenhower (R)	-12,8%	34,0%	16,4%	-9,3%
1961	kennedy (D)	18,7%	-10,8%	17,0%	14,6%
1965	Johnson (D)	10,9%	-18,9%	15,2%	4,3%
1969	Nixon (R)	-15,2%	4,6%	6,1%	14,6%
1973	Nixon (R)	-16,6%	-27,6%	38,3%	17,9%
1977	Carter (D)	-17,3%	-3,1%	4,2%	14,9%
1981	Reagan (R)	-9,2%	19,6%	20,3%	-3,7%
1985	Reagan (R)	27,7%	22,6%	2,3%	11,8%
1989	G. H. W. Bush (R)	27,0%	-4,3%	20,3%	4,2%
1993	Clinton (D)	13,7%	2,1%	33,5%	26,0%
1997	Clinton (D)	22,6%	16,1%	25,2%	-6,2%
2001	G. W. Bush (R)	-7,1%	-16,6%	25,3%	3,1%
2005	G. W. Bush (R)	-0,6%	16,3%	6,4%	-33,8%
2009	Obama (D)	18,8%	11,0%	-13,4%	-4,7%
2013	Obama (D)	21,4%	3,7%	-7,2%	-2,3%
Ganancia total		107,5%	190,7%	443,4%	247,5%
Ganancia media		2,4%	4,1%	9,6%	5,4%
Años positivos		33	28	36	31
Años negativos		12	18	10	15

Fuente: Tabla adaptada de Stock *Trader's Almanac* (Hirsch and Hirsch 2012). Rentabilidades anuales mercado americano. Datos para el cálculo: cierres anuales de los índices de Cowles hasta 1886. Cesta de acciones: 10 ferrocarriles, 2 industriales para 1886-1889. Cesta de 20 valores: 16 ferrocarriles, 2 industriales para 1890-1896. DJIA desde 1897 en adelante (creado en mayo de 1896).



4.6 Los Patrones Estacionales

La estacionalidad es un adjetivo que hace referencia a patrones o ciclos predecibles en las series temporales con una periodicidad igual al año o inferior. El movimiento giratorio de la Tierra alrededor del Sol y sobre sí misma produce estos patrones en la agricultura, por ejemplo, lo cual quedaba reflejado en los precios. En la actualidad estos movimientos estacionales, sin embargo, se encuentran bastante atenuados gracias al desarrollo de las comunicaciones que permiten transportar estas materias primas desde el otro lado del globo, a lo que se suman otras medidas que ahora se pueden tomar como consecuencia de la anticipación de la demanda. Aun así, se observan estos patrones en las materias primas con cosechas muy marcadas y limitaciones de almacenaje (como la soja) o altos costes de transporte (como el gas natural).

Los hábitos de consumo de los hombres producen también este efecto estacional en los precios. De hecho, en casi todas las variables macroeconómicas, así como las materias primas y los mercados de activos financieros, se aprecia un componente estacional. El petróleo, por ejemplo, desde 1983 manifiesta un mejor comportamiento de julio a septiembre y peor en octubre, como así lo recogen Charles D. Kirkpatrick II y Julie R. Dahlquist (2011)¹¹, quizás porque la demanda procedente del transporte registra sus máximos en el verano y la correspondiente al uso doméstico en invierno. El tráfico aéreo

¹¹ Los autores citados hacen referencia al artículo “Futures Insight: Crude Oil” (*Active Trader Magazine*, julio 2004, p 70).



y la actividad hotelera, por su parte, son más intensas en la época estival. La plata, el acero y el cobre, también muestran un comportamiento estacional condicionado por los usos que reciben. Cualquier negocio cuyo producto terminado esté sometido a una demanda estacional mostrará esa característica de alguna forma en el precio, aunque el nivel de diversificación de las empresas puede hacer menos evidente la estacionalidad.

Los bonos también manifiestan cierta estacionalidad. Se ha demostrado con una importante significación estadística que desde 1952 la deuda a largo plazo del Estado Americano se comporta mejor en la segunda mitad del año alcanzando normalmente su máximo en otoño, mientras que registra un tono negativo en la primera parte del año, en el invierno y en la primavera. Los tipos de interés, que guardan una relación inversa con los precios, tienden a ser más bajos en la segunda mitad del año mientras que suben en la primera mitad (Kamstra, Kramer y Levi 2011), (Kirkpatrick II y Dahlquist 2011). En cuanto a los bonos corporativos americanos a largo plazo, también se ha identificado un comportamiento estacional estadísticamente significativo, concretamente el patrón estacional “Efecto Enero” que se observa en las acciones: en el periodo 1926-2008 se registraron mejores rentabilidades en la última parte del año con una tendencia alcista de septiembre a enero, mes de mejor resultados de todos, mientras que abril es el peor, con un nivel de significación del 10% (Jordan y Jordan 1991, Hamid 2010).



Ilustración 32. Efecto mensual en las rentabilidades totales de los bonos corporativos a largo plazo 1926-2008

	Todos	Enero	Febrero	Marzo	Abril	Mayo	Junio	Julio	Agosto	Septiembre	Octubre	Noviembre	Diciembre
Total	996	83	83	83	83	83	83	83	83	83	83	83	83
Media	0,50	0,89	0,18	0,04	0,15	0,50	0,52	0,31	0,59	0,46	0,69	0,79	0,88
Mediana	0,40	0,59	0,34	0,25	0,18	0,20	0,44	0,28	0,38	0,40	0,50	0,62	0,67
Mínimo	-8,90	-6,45	-6,65	-4,04	-7,69	-4,83	-4,68	-8,81	-4,45	-8,63	-8,90	-4,71	-5,80
Máximo	15,60	5,96	7,52	3,56	13,76	8,20	3,95	5,86	8,37	6,23	8,85	12,67	15,60
Rango	24,50	12,41	14,17	7,60	21,45	13,03	8,63	14,67	12,82	14,86	17,75	17,38	21,40
Desviación típica	2,10	1,85	2,02	1,49	2,41	2,10	1,44	2,16	2,06	2,01	2,44	2,40	2,46
Varianza	0,04	0,03	0,04	0,02	0,06	0,04	0,02	0,05	0,04	0,04	0,06	0,06	0,06
p-valor (m=0)	0,00	0,00	0,41	0,83	0,57	0,03	0,00	0,20	0,01	0,04	0,01	0,00	0,00
p-valor (t test)		0,05	0,14	0,01	0,17	1,00	0,88	0,40	0,68	0,84	0,45	0,24	0,14
p-valor (F test)		0,06	0,31	0,00	0,04	0,52	0,00	0,37	0,41	0,30	0,03	0,05	0,02
Cambio medio %	Pos	Pos				Pos	Pos		Pos	Pos	Pos	Pos	Pos
Efecto del mes (media)		Mayor		Menor									
Efecto del mes (var)				Menor	Mayor		Menor				Mayor	Mayor	Mayor

Nota: Salvo la cifra ‘total’ el resto de las cifras de la tabla son porcentajes. ‘Pos’ implica que la media de las rentabilidades mensuales fueron significativamente superiores a cero. ‘Mayor’ significa que la media de las rentabilidades mensuales fueron significativamente superiores a la del resto de los meses, mientras que ‘Menor’ significa que la media de las rentabilidades mensuales fueron significativamente inferiores a la del resto de los meses.

Fuente: (Hamid 2010).

Los patrones estacionales o los llamados patrones efecto calendario también se ponen de manifiesto en las acciones, que registran patrones sistemáticos en ciertos momentos del día, en ciertos días de la semana, en ciertas semanas del mes o en determinados meses del año. Así fue demostrado inicialmente por Osborne (1962) quien encontró evidencias de que la estructura temporal de días, semanas, trimestres y años se ponía de manifiesto en el comportamiento de los precios de las acciones. En este apartado sólo vamos a recoger aquellos más persistentes en el tiempo y con respecto a los distintos mercados de acciones a nivel internacional, destacando los siguientes:



- **“Vende en Mayo y Vete (de vacaciones)”** o en inglés, **“*Sell in May and Go Away*”**, o también **“*Halloween Indicator*”** premisa sencilla pero muy rentable que consiste en que de mayo a octubre las acciones no suelen ser una inversión rentable. Se observa en casi todos los mercados a nivel internacional y a pesar de ser bastante consistente, este patrón ha sido escasamente cubierto por la academia, quizás por no tener una explicación contundente o bien porque todas las investigaciones hasta los años 90 se centraron en detectar anomalías que se producían mes a mes, sin considerar periodos de tiempo más extensos (Bouman and Jacobsen 1997). Las primeras referencias a este patrón los encontramos en un artículo de Levis (1985) y en el libro *Beating the Dow. A High-Return, Low Risk Method for Investing in the Dow Industrial Stocks with as Little as \$5,000* de O’Higgins y Downs (1990) que sólo se refiere a EEUU. Más tarde se ha comprobado que también se da en otros mercados como por ejemplo Japón, donde los mejores meses son de enero a junio y los peores de julio a diciembre (Sakakibara, Yamasaki and Okada 2013). En cuanto a las explicaciones a este fenómeno, unos apuntan al elemento vacacional, su duración y momento del año (Bouman and Jacobsen 1997). Otros relacionan este efecto calendario con un ciclo de optimismo, estado psicológico que aumenta conforme se acerca el final de año y el inversor se carga de expectativas de cara al nuevo año, mientras que desciende substancialmente hacia la mitad del año cuando no se ven plasmadas las expectativas (Doeswijk 2008). En la siguiente tabla el llamado Panel A es descrito como la rentabilidad obtenida por el índice *MSCI World Index*, refiriéndose a invierno (*Winter*) al resultado obtenido por este índice entre noviembre y abril, mientras que la columna verano (*Summer*) indica



la rentabilidad registrada entre mayo y octubre. En las otras dos opciones, Panel B y Panel C, el periodo invierno se ha movido un mes hacia delante o un mes hacia atrás con respecto al Panel A, respectivamente. Se aprecia que los resultados de los paneles B y C arrojan un resultado peor al A. Añadir que el Panel A tiene un ratio de éxito del 65%, es decir, que las rentabilidades durante el invierno superan a las del verano en dos de cada tres años. Cualquiera de los sub-periodos arroja resultados significativos con un *t-value* superior a 2 (Doeswijk 2008).

Ilustración 33. Rentabilidad total del índice *MSCI World Index* para los dos periodos anuales, verano e invierno, definidos de distinta forma en el Panel A, B y C respectivamente, y para distintos horizontes temporales

	Invierno (%)	Verano (%)	Diferencia (%)	t-valor	Ratio de éxito (%)
Opción A - De noviembre a abril y de mayo a octubre					
1970-2003	8,8	1,2	7,6	3,14***	64,7
1979-1986	9,5	2,0	7,5	2,06**	64,7
1987-2003	8,0	0,3	7,7	2,34**	64,7
Opción B - De diciembre a mayo y de junio a noviembre					
1970-2003	7,7	2,3	5,4	2,35***	76,5
1979-1986	7,2	4,4	2,8	0,8	64,7
1987-2003	8,1	0,2	7,9	2,73***	88,2
Opción C - De octubre a marzo y de abril a septiembre					
1970-2003	8,0	1,9	6,1	2,14**	61,8
1979-1986	9,3	2,2	7,1	1,71*	70,6
1987-2003	6,8	1,6	5,2	1,27	52,9

Nota: *, **, *** indican significación a niveles del 10%, 5% y 1%, respectivamente.

Fuente: (Doeswijk 2008). Adaptación propia.



Cabe añadir, por último, que los meses de septiembre y octubre son los meses que más eventos trágicos se han registrado en la historia bursátil, entre los que se encuentra en Lunes Negro (*Black Monday*) de 28 de octubre de 1929, el *crash* del mercado el 19 de octubre de 1987, o el ataque terrorista de las Torres Gemelas de 11 de septiembre de 2001. Sin embargo, también es cierto que son meses de gran volatilidad, siendo el mes de octubre la época del año que más *rallies* superiores al 5% (porcentaje obtenido en no más de 10 días), se han registrado desde 1950, unos 17 en total en el S&P 500 (Kaufman 2005).

- **Enero Como Barómetro del Resto del Año**, o en inglés, ***“As the Standard & Poor’s Goes in January, so Goes the Year”***. Esta hipótesis o patrón se añade aquí principalmente por su popularidad y expresa la creencia de que el resultado del mes de enero funciona como un indicador adelantado del comportamiento del S&P 500 para el resto del año. Parece que fue propuesto inicialmente Jeffrey Hirsch autor de *Stock Trader’s Almanac* (Kirkpatrick II y Dahlquist 2011). Jay Keapel (1990) analizó su validez y concluyó que en el periodo 1900-1938 este patrón no se dio. Como indicador adelantado, sus resultados fueron erróneos más veces de las que acertó. Sin embargo, para el periodo de 1939 a 1989 este indicador acertó tres de cada cuatro veces, es decir, en un 77% de las ocasiones. Aunque parece que puede ser de cierta utilidad observar el resultado del mes de enero para identificar un año alcista, lo cierto es que no se han encontrado conclusiones contundentes desde el punto estadístico y que los resultados obtenidos desde 1939 pueden responder a la circunstancia de que en la historia más reciente el componente cíclico más largo estaba desarrollando una pata



alcista. De hecho, desde 1990 el S&P 500 ha obtenido una rentabilidad media del 7.5%, midiéndose del 31 de enero de un año al 31 enero del año siguiente.

- **Efecto Enero** o el originalmente llamado “*January Effect*”, que es sin duda, de todos los efectos de calendario, el más conocido. Hace referencia a la tendencia a registrar un mejor comportamiento en el mes de enero en comparación con otros meses del año. La primera persona que lo identificó fue Watchel (1942), que observó un movimiento positivo entre diciembre y enero, mientras que Rozeff y Kinney Jr. (1976) fueron los primeros en demostrar la existencia del Efecto Enero en el DJIA.

Como explicación a este fenómeno, Roll (1983) apuntó a la necesidad de vender, por razones fiscales, para compensar pérdidas con beneficios antes del cierre de año, siendo las pequeñas empresas las más expuestas a este tipo de venta, generando, ya entrados en el año nuevo, una demanda particularmente importante sobre las acciones de empresas de pequeña capitalización. En este sentido otros autores aportaron evidencias, como Keim (1983), Reinganum (1983) o Hawanini y Keim (1995). Estos últimos analizaron 18 índices que pusieron de manifiesto la presencia el Efecto Enero, demostrando que este fenómeno era más importante en los índices que daban el mismo peso a todas las acciones que lo conformaban, índices que dan más protagonismo a las empresas de menos capitalización, en términos relativos.

Más adelante se apuntó, como causa de este fenómeno, al mayor volumen de compras frente a las ventas, exponiendo que el ratio de compras vs ventas explicaría el 50% de la rentabilidad obtenida en el cambio de año (Ritter 1988). Bhardwaj y Brooks



(1992), por su parte, explicaron que este efecto responde no tanto al comportamiento de empresas de baja capitalización sino al de empresas de reducido precio por acción. También ha sido demostrado que el Efecto Enero se da en casi todos los mercados a nivel internacional independientemente del tamaño de la empresa (Gultekin and Gultekin 1983), (Levis 1985) (McConnell y Xu 2008), mientras que recientemente se han aportado evidencias de que el tan conocido Efecto Enero ya no se da no en EE.UU., ni en otros mercados de países desarrollados ni en los países emergentes (Patel 2015).

- **Efecto Vacacional o “*Holiday Effect*”**, que hace referencia a la tendencia a registrar un movimiento positivo de las acciones el día antes de iniciar un periodo vacacional, que es acompañado por un peor comportamiento, en términos relativos, inmediatamente después de las vacaciones (Merrill 1966) (R. Ariel 1990), (Agrawal y Tandon 1994). Ariel (1990) documentó que la rentabilidad del día previo a un periodo vacacional era 14 veces más alta que la rentabilidad media de los días consecutivos. Chan-Wung Kim y Jinwoo Park (1994) aportaron evidencias de la existencia de este patrón a nivel internacional, no sólo en los grandes índices americanos sino también en Japón e Inglaterra.



Ilustración 34. Efecto Vacacional. Porcentaje de acciones alcistas en el mercado americano para los periodos indicados

Periodo	Periodo vacacional o fiesta	% de alcistas
1897-1964	Día previo a cualquier vacación	67,9%
1897-1964	Día posterior a cualquier vacación	50,8%
1897-1964	Día de Acción de Gracias a Nuevo Año	74%
1897-1964	4 de julio a Día del Trabajador	69%
1931-1965	Antes de Navidad	74%
1931-1965	Antes de Año Nuevo	75%

Fuente: Adaptación del análisis de Arthur A. Merrill (1966).

- Efecto Cambio de Mes**, o en inglés, **“Turn of the Month Effect”**, que consiste en el comportamiento estacional en los precios de las acciones como consecuencia del cierre de las posiciones de muchos inversores a final de mes con la intención de realizar beneficios o pérdidas, a lo que se añade la necesidad de los fondos de inversión de liquidar posiciones para hacer frente a los rescates. En consecuencia, las acciones como media solo se comportan positivamente los días previos y durante la primera mitad del mes (R. Ariel 1987) (Jaffe y Westerfield 1985). Ha sido demostrado que este efecto es significativo desde el punto de vista estadístico a nivel internacional, como Australia, Inglaterra, Suiza, Canadá, Estados Unidos, Alemania (Giovanis 2014) con la excepción de Hong-Kong, Italia, Francia y Japón (Cadsby y Ratner 1992). No obstante, McConnell y Xu (2008) demostraron la existencia de este efecto en EEUU y en otros 30 países más, efecto que no estaba condicionado al tamaño de la empresa ni al mes en cuestión, ni a la mayor presión compradora de inicio de mes, debido a que no existe diferencia sustancial en el volumen.



- **Ciclo Lunar:** En un afán de cubrir todos los ciclos que se han sido documentados, se exponen los hallazgos disponibles en cuanto a la posibilidad de existencia de un ciclo lunar en los mercados bursátiles. Se trataría de un ciclo de duración de 29.53 días, la distancia temporal entre dos lunas llenas. Ha sido demostrado una correlación importante entre el comportamiento de las acciones y el ciclo lunar de tal manera que las rentabilidades obtenidas durante los quince días en torno a la luna nueva son aproximadamente el doble de las rentabilidades obtenidas durante los quince días en torno a la luna llena.

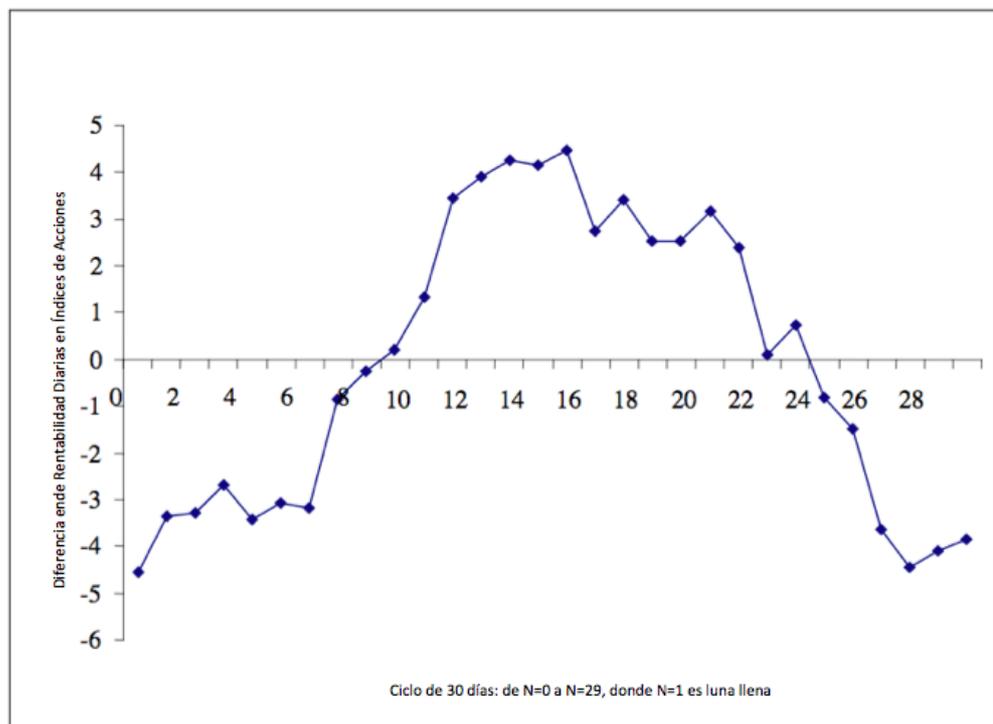
Dichev y Janes (2001) demostraron que estas diferencias eran estadísticamente significativas en todos los grandes índices americanos durante los últimos 100 años del Siglo XX, así como en casi todos los índices más relevantes de 24 países durante los últimos 30 años del Siglo XX. Yuan, Zheng y Zhu (2006) llegaron a la misma conclusión tras analizar el comportamiento de los índices de 48 países y añadían que el diferente comportamiento entre los días en torno a la luna nueva y luna llena, diferencia que cuantificaron en una rentabilidad anual adicional de entre un 3-5%, no respondía a la publicación de indicadores macroeconómicos, ni era dependiente de impactos globales en las bolsas ni de cualquier otro efecto calendario.

La existencia de este ciclo se encontraría explicada y sería coherente con las teorías que afirman que el ciclo lunar afecta el comportamiento del ser humano, teorías que nacen en la antigua Grecia y Roma. Aunque en el campo biológico sí se ha demostrado con un nivel de evidencia importante que las fases lunares afectan determinados fenómenos (como por ejemplo, el ciclo menstrual (Law 1986), el número de



nacimientos (Criss y Marcum 1981) o la cantidad de comida y bebida que se ingiere, con respecto al comportamiento humano los artículos científicos que ponen de manifiesto cierta correlación entre las fases lunares y distintas actitudes no son concluyentes: por poner algunos ejemplos, el incremento del número de consultas en luna llena (Neal y Colledge, 2000), el aumento de llamadas en crisis en luna llena (Weiskott 1974), o el absentismo laboral (Sands y Miller 1991).

Ilustración 35. Ciclo de 30 días. Diferencia en las rentabilidades de un índice bursátil



Fuente: (Yuan, Zheng y Zhu, 2006).

- **Efecto Día de la Semana o “Day-of-the-Week effect”:** Tanto Frack Cross (1973) como Kenneth R. French (1980) demostraron para el S&P 500 que los viernes tienden a registrar rentabilidades positivas, mientras que el lunes tendía a registrar



rentabilidades negativas o significativamente inferiores a las rentabilidades de cualquier otro día de la semana, circunstancia que también es conocida como Efecto Lunes. Este efecto se ha identificado en muchos mercados como Inglaterra, Canadá y Japón (Jaffe y Westerfield 1985), (Jaffe, Westerfield y Ma 1989), India (Singhal y Bahure 2009), entre otros. Se ha encontrado que esta estacionalidad no es consistente ni entre mercados (Corredor Casado y Santamaría Aquilué 1996), ni a lo largo de la historia, haciéndose muy evidente en algunos periodos mientras que en otros momentos no se da, o bien se da con distinta intensidad según el mes del año, o según el tamaño de la empresa (Keim 1987), (Wang, Li y Erickson 1997). Se han esgrimido muchas explicaciones sobre este efecto, desde la diferencia temporal entre la ejecución de una transacción y su liquidación (Gibbons y Hess 1981), o bien que la información e ideas de las casas de inversión son examinadas durante el fin de semana, induciendo las ventas en los lunes, días que además no gozan normalmente de la liquidez aportada por el inversor institucional (Miller 1988). Adicionalmente, se ha afirmado que existe una correlación entre el comportamiento del viernes y del lunes subsiguiente (Abraham y Ikenberry 1994).

Se concluye este apartado recordando que la estacionalidad es un concepto claro, fácil de entender, que goza de gran popularidad y cuya recurrencia ha sido contrastada estadísticamente, unas veces con una explicación evidente; otras muchas, no. En la mayoría de los casos estas estacionalidades no son consistentes año tras año, por lo que se requiere hacer un análisis del efecto estacional en cuestión para un horizonte temporal suficientemente amplio. En cualquier caso, estos patrones están



sometidos al Principio de Variación y es difícil que se mantengan año tras año debido principalmente a la capacidad del ser humano de aprender de experiencias pasadas, anticipando estas anomalías, y eliminando o alterando estas estacionalidades (Haugen y Jorion 1996).

4.7 Conclusión

La ciencia ha conseguido demostrar, a través del análisis espectral principalmente, la existencia de patrones temporales en el movimiento de los precios de los mercados bursátiles, algunos de los cuales han sido identificados con cierta consistencia aunque en opinión de algunos no la suficiente, quizás, debido principalmente a que sus características están sujetas al cambio constante lo cual hace difícil aislarlos.

Aunque el objetivo principal de este trabajo son los ciclos muy a largo plazo que son los que carecen de cobertura en los mercados bursátiles, debido a la finalidad práctica de este trabajo, este capítulo cubre no solo lo escrito con respecto a los ciclos a largo plazo, sino también los ciclos más cortos y mucho más investigados para las bolsas, ya que a la hora de invertir o de hacer proyecciones a futuro, se hace recomendable que tanto unos como otros sean tenidos en cuenta.



5 MÉTODOS DE ANALISIS DEL FACTOR TEMPORAL DE LOS CICLOS.



www.rainsgrp.com

A continuación se presentarán los métodos más populares para detectar ciclos, empezando por aquellos más sencillos que pueden ser utilizados por cualquier inversor y continuando por aquellos más sofisticados, que harán las veces de introducción a los métodos estadísticos que se utilizarán en la parte empírica del presente trabajo.

James Hurst, el también conocido como Padre del Estudio de los Ciclos, utilizaba, para la identificación de ciclos, un método de análisis de lo más rudimentario como era el método de sobres o *envelopes* dibujados a mano en el gráfico, encerrando, entre dos bandas que unían máximos y mínimos, el movimiento del precio. Cada vez que el precio tocaba cualquiera de las dos bandas, Hurst lo marcaba con una flecha en la parte baja del gráfico para más tarde calcular el tiempo que separaba a cada una de esas flechas. Si parecía que existía una periodicidad más o menos constante, hacía uso de procedimientos más exactos como son las medias móviles y el análisis de Fourier.

Antes de entrar a describir los complejos y sofisticados métodos matemáticos que se han desarrollado en los últimos 50 años para encontrar ciclos en las series temporales de los mercados bursátiles, se realizará un repaso de los más sencillos. Se debe advertir con respecto a unos y a otros que todos los elementos que definen los ciclos en los mercados bursátiles se encuentran sometidos al Principio de Variación y cambian con el tiempo: es decir, la historia no tiene por qué repetirse. Sin embargo, cualquiera de estas metodologías asume para sus cálculos que los parámetros que definen los ciclos bursátiles son constantes y parten de datos históricos para sus estimaciones.

5.1 Método de Estimación en Base a la Observación Manual

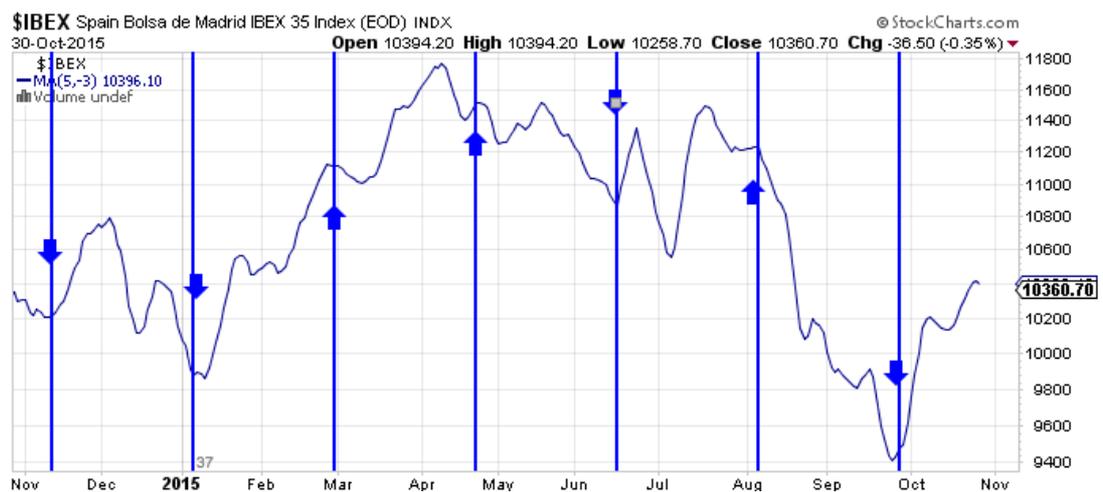
Para hacer una estimación de los ciclos en base a la observación, lo primero que se debe hacer es eliminar el componente aleatorio del precio a través del cálculo de una media móvil para un periodo corto y centrar su situación en el gráfico con respecto al periodo de la media elegido. El objetivo de centrar la media con respecto a su periodo de análisis es



referenciarla a la mitad del periodo usado en el cálculo de la misma y no al último día incluido en la media (Hurst 1970). También conviene aclarar que el gráfico bajo análisis debe estar en escala logarítmica si el horizonte temporal bajo análisis es de varios años y que el horizonte temporal debe ser lo suficientemente amplio como para obtener al menos 6-8 fluctuaciones del ciclo bajo análisis.

De esta manera y a través de la observación, se podrá detectar si el movimiento del precio es cíclico e incluso, intuitivamente, se podrá hacer una estimación aproximada del periodo de ese movimiento cíclico fijándose en los niveles mínimos que se hacen evidentes a los ojos. Una vez extraídas esas periodicidades, se podría calcular la media, desviación típica y otras medidas estadísticas.

Ilustración 36. Ibex 35 octubre 2014-noviembre 2015. Ciclo de 37 días laborales, siete semanas y media



Fuente: Elaboración propia y StockCharts.



Como alternativa a este análisis visual se puede recurrir a la técnica utilizada por Hurst: las bandas que encierran al precio llamadas sobres. Estas son unas líneas paralelas a la media móvil y separadas de ella por arriba y abajo por un mismo porcentaje tal que acompañe y recoja el movimiento del precio. En el siguiente ejemplo se ha utilizado la media móvil centrada de 35 sesiones y unas bandas separadas de dicha media en un 2.5%.

Ilustración 37. Ibox 35 noviembre 2014-noviembre 2015. Sobres centrados y separados de su media en un 2.5%



Fuente: Elaboración propia y StockCharts

En los métodos que se acaban de describir falta precisión pues cualquier componente cíclico se encuentra sometido a la tendencia del componente cíclico del periodo superior. Para hacer un cálculo más exacto se debe eliminar el efecto de la tendencia, es decir, se debe convertir los datos en estacionarios, para lo cual se asume que la serie temporal de



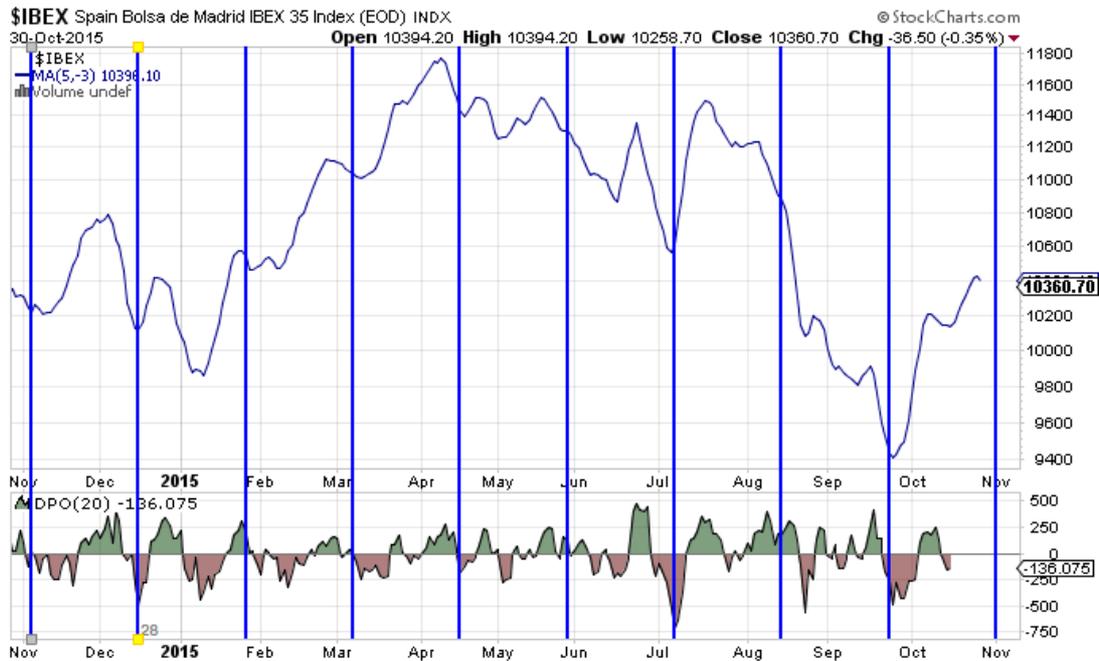
los precios de una acción es no estacionaria y que la tendencia evoluciona lentamente con el tiempo. Existen tres métodos muy sencillos que permiten eliminar la tendencia:

- obtener una serie diferenciada restando dos valores continuos;
- dividir cada uno de los precios por la media móvil centrada que se corresponde con ciclo bajo análisis, o bien, restar a cada uno de los precios la media móvil centrada que se corresponde con ciclo bajo análisis. Si el resultado es muy errático, es decir, si existe un nivel elevado de fluctuaciones, fenómeno que sucede a medida que aumentamos el periodo en el cálculo de las medias móviles, como solución se propone sustituir el precio por una media móvil de un periodo inferior a aquel que se corresponde con el ciclo bajo análisis. Es decir, en lugar de dividir el precio por una media móvil centrada de 20 sesiones, se podría dividir el valor centrado de una media móvil de cinco sesiones por el valor centrado de una media móvil de veinte sesiones (Kirkpatrick II y Dahlquist 2011).

De cualquiera de las formas obtendremos un indicador que oscila alrededor de una línea central, definiendo sus niveles mínimos los mínimos del ciclo.



Ilustración 38. Ibex 35 para el periodo noviembre 2014-noviembre 2015. Ciclos de 28 días de negociación, 5.8 semanas



Fuente: Elaboración propia y StockCharts

En el gráfico anterior se ha sustituido la evolución del precio por una media móvil de cinco sesiones centrada, de esta manera se eliminan las fluctuaciones menores y se permite apreciar con más nitidez el movimiento del precio. En la parte inferior se ha calculado un oscilador llamado *Detrending Price Oscilator* que resulta de restar a cada precio el valor de la media móvil centrada en $(n/2 + 1)$ para veinte sesiones, que nos permite detectar el movimiento cíclico y los mínimos del mercado.

La función de las medias móviles es suavizar el movimiento del precio, representar la acción del precio para el periodo elegido en la media móvil o para el periodo superior



y eliminar cualquier movimiento errático o fluctuaciones cuyo periodo sea inferior al horizonte temporal de la media móvil¹². La media móvil a utilizar para eliminar el efecto de la tendencia suele ser una media móvil centrada proporcional al periodo del ciclo que se sospecha que existe en el mercado, es decir, que recoja el mismo horizonte temporal o cercano a la mitad. Si el horizonte temporal elegido para la media es inferior al del ciclo bajo análisis, podremos percatarnos de la presencia de otros ciclos menores que más adelante nos interesará analizar. En el caso del cálculo del *Detrending Price Oscillator* de la ilustración anterior, se ha elegido una ventana de 20 sesiones porque se habían detectado ciclos de 37 sesiones.

- Como alternativa se propone el uso de una regresión lineal, es decir, calcular la línea de tendencia de mínimos cuadrados, de manera que para cada periodo, al valor real se le resta el valor de la línea de tendencia (Johnson 1990), (Kaufman 2005).

Esta línea recta que representa el movimiento de los precios y sobre la cual fluctúan es $y = a + bx$, cuyas variables se obtienen a través de las siguientes fórmulas:

¹² No hay consenso entre los autores sobre si se debe elegir una media móvil que cubra la mitad del horizonte temporal bajo análisis (Warren (1982) y Kaufman (2005), por ejemplo, proponen una media móvil que elimine la importancia de los ciclos cuyo periodo sea inferior a dos veces el horizonte temporal de la media móvil), o si el horizonte temporal de la media móvil debe ser igual al periodo bajo análisis.



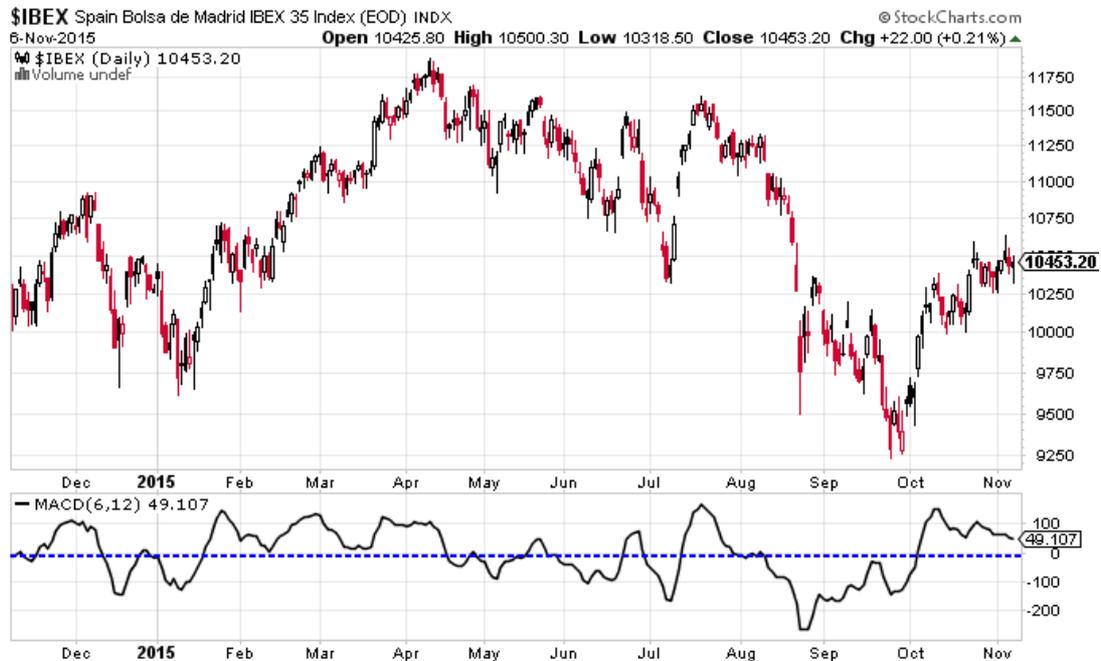
$$a = \frac{1}{N} \left(\sum_{i=1}^N y_i - b \sum_{i=1}^N x_i \right)$$

$$b = \frac{N \left(\sum_{i=1}^N x_i y_i - \left(\sum_{i=1}^N x_i \right) \left(\sum_{i=1}^N y_i \right) \right)}{N \left(\sum_{i=1}^N x_i^2 - \left(\sum_{i=1}^N x_i \right)^2 \right)}$$

- Indicador *Moving Average Convergence-Divergence* “MACD”: Otra alternativa es el uso del indicador MACD calculado como la diferencia de dos medias móviles exponenciales, la media de periodo más corto menos otra de periodo más largo, donde el periodo de la media móvil larga se corresponde con la mitad del periodo del componente cíclico más largo, mientras que el periodo de la media corta equivale a la mitad del periodo de la media larga. Este método, que fue atribuido a John Ehlers por Bruce A. Johnson (1990), carece del retraso inherente en cualquier método que use medias como se puede apreciar en el gráfico siguiente.



Ilustración 39. Ibox 35 noviembre 2014-noviembre 2015. Indicador MACD para un ciclo de 23 días



Fuente: Elaboración propia y StockCharts.

Como alternativa al uso de las medias exponenciales A. Bruce Johnson (1990) propone el uso de medias con ponderación triangular, es decir, el también llamado Indicador Johnson o el cálculo de MACD pero con medias donde las ponderaciones son más elevadas para los valores centrales del periodo de las medias y más pequeña para los valores que estén en los extremos.

5.2 Método de Regresión Lineal de Charles D. Kirkpatrick

Este método fue aportado por Charles D. Kirkpatrick II, publicado en el verano de 1990 en un artículo en *MTA Journal* llamado “*Linear Regression Projection of Periodicity*”. En su



opinión, los métodos más sofisticados de estimación del periodo de un ciclo se equivocan pues asumen que la amplitud y el periodo son constantes, lo cual se complica por el Principio de Inversión de los ciclos, evento que estos métodos son incapaces de detectar. Con respecto a los métodos más sencillos de análisis basados en la observación, Kirkpatrick destaca que frente a la ventaja de la facilidad de uso, éstos se basan en medias y otras medidas estadísticas de intervalos aproximados de tiempo por lo que resultan incapaces de aportar niveles exactos de giro indicando el posible error. Además, el punto inicial del que parte el cálculo puede estar sesgado a la derecha o a la izquierda con respecto al punto inicial ideal.

Kirkpatrick asegura que todos estos problemas se corrigen haciendo uso de la regresión lineal para la estimación del periodo, método que es capaz de ofrecer puntos ideales de giro y cuantificar el error, y no resulta afectado por el problema de la amplitud variable pues no la considera en su análisis.

La regresión lineal viene definida por la siguiente expresión, donde Y es la variable dependiente, que en el caso actual es el tiempo o fecha; x es la variable independiente, que para el modelo de Kirkpatrick es un número secuencial asignado a cada fecha en la que se registra un mínimo; a es una constante, la intersección con Y ; mientras que b es la pendiente de la línea, que en el modelo es el periodo de tiempo.

$$Y = a + b(x)$$



Se crean dos columnas, en la primera los números secuenciales que se han asignado a cada mínimo o intervalo de tiempo (variable independiente x). En una segunda columna se pondrá la duración de cada intervalo de tiempo, pero en números enteros y de manera acumulada, es decir, empezaremos asignando un 1 al primer mínimo y un 0 en la segunda columna. Al siguiente mínimo le asignaremos un 2 y en la segunda columna pondremos el intervalo de tiempo que existe entre el primer mínimo y el segundo. Al tercer mínimo le asignaremos un 3 en la primera columna y en la segunda columna pondremos, el términos absolutos, el intervalo de tiempo que existe entre el primer mínimo y el tercero, y así sucesivamente.

En el ejemplo que se propone sobre el Ibex-35 para el periodo enero 2015 - diciembre 2016, se ha detectado, primero sobre el gráfico con el método de observación, la existencia de un ciclo aproximado de 21 sesiones (días de negociación, que en términos de días naturales vendría a corresponder con un ciclo de 30 días). A continuación, se han identificado cada uno de los mínimos evidentes del mercado en ese periodo, aunque no coincidan con la periodicidad propuesta, y se ha construido la tabla descrita en el párrafo anterior.

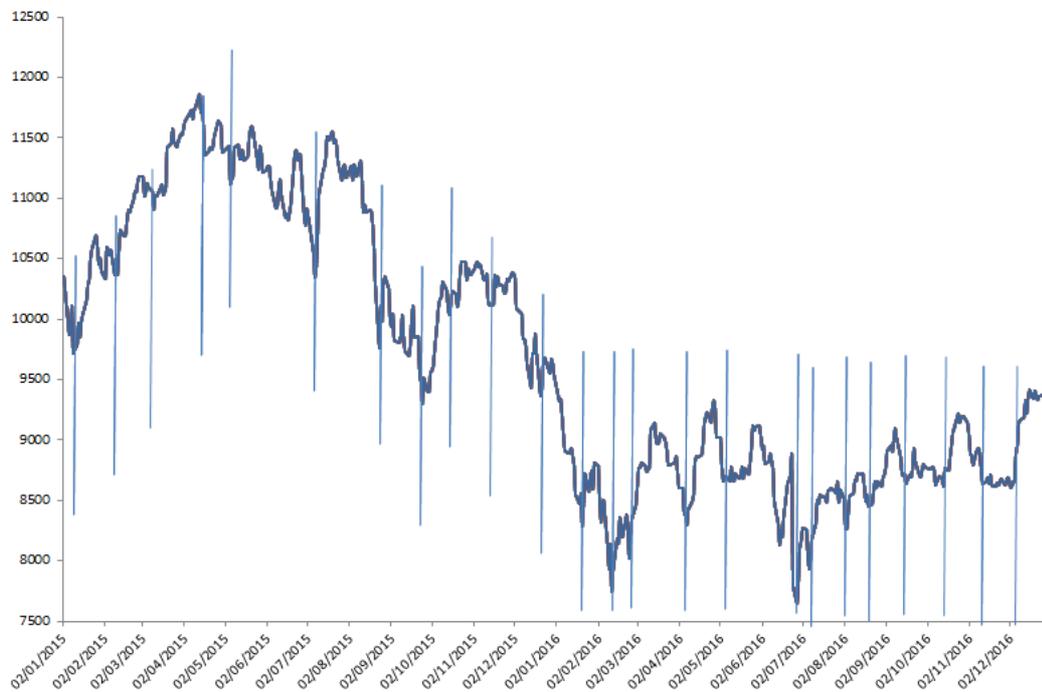


Ilustración 40. Ibex 35 enero 2015 – diciembre 2016. Ciclos de 21 sesiones. Método de observación



Fuente: Elaboración propia y StockCharts.

Ilustración 41. Ibex 35 enero 2015 – diciembre 2016. Niveles mínimos destacados



Fuente: Elaboración propia. Datos de Bloomberg.

**Ilustración 42. Método de regresión lineal de Charles D. Kirkpatrick para el Ibex 35
enero 2015 – diciembre 2016**

Fecha Mínimo	nº (x)	Periodo del ciclo	Periodo acumulado
09/01/2015	1	0	0
11/02/2015	2	33	33
10/03/2015	3	27	60
13/04/2015	4	34	94
05/05/2015	5	22	116
17/06/2015	6	43	159
07/07/2015	7	20	179
24/08/2015	8	48	227
24/09/2015	9	31	258
14/10/2015	10	20	278
13/11/2015	11	30	308
21/12/2015	12	38	346
20/01/2016	13	30	376
11/02/2016	14	22	398
24/02/2016	15	13	411
08/03/2016	16	13	424
07/04/2016	17	30	454
06/05/2016	18	29	483
14/06/2016	19	39	522
27/06/2016	20	13	535
06/07/2016	21	9	544
03/08/2016	22	28	572
19/08/2016	23	16	588
16/09/2016	24	28	616
13/10/2016	25	27	643
09/11/2016	26	27	670
05/12/2016	27	26	696
Media		25,8	
Desv. Típica		10,7	
Coef. de Variación		41%	

Fuente: Elaboración propia.



Se aplica el método de regresión lineal con los datos de la tabla tomando sólo los últimos 7 periodos, cifra que permite asegurar que se ha repetido un ciclo un número suficientemente elevado de veces como para ser contrastado. No se consideran los periodos más lejanos en el tiempo ya que debido al Principio de Variación, se corresponden con una realidad en cierto modo distinta a la actual, por lo que serían menos relevantes a la hora de hacer proyecciones a futuro.

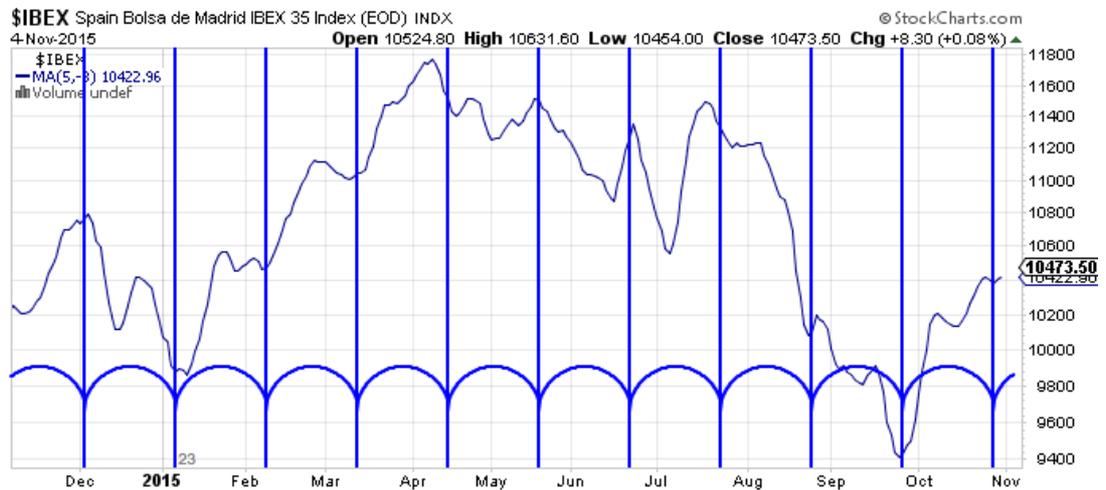
El periodo que resulta es de 26.28 días con un coeficiente de determinación de 0.9928, muy cercano a uno, por lo que el resultado es sólido. La constante es 2.06 con un RMSE de 18.16. El error estándar de la estimación es menor a uno, por lo que existe un 66% de probabilidad de que el giro del mercado se encuentre separado del anterior por 26.28 +/- 1 días. Si los giros marcados por el precio sufren desviaciones substanciales con respecto a esta estimación, esto podría ser debido a que (i) no existe el ciclo bajo análisis; (ii) ha ocurrido un cambio en el ciclo; (iii) se ha realizado una identificación errónea del ciclo en la fase previa; o (iv) a una inversión del ciclo.

En el gráfico siguiente se puede apreciar la existencia de un ciclo de 23 sesiones y como cada uno de los intervalos marcados por esta ciclicidad coincide aproximadamente con un giro en el mercado.



Ilustración 43. Media móvil centrada 5 sesiones sobre el Ibex 35, noviembre 2014-2015.

Ciclos de 23 sesiones



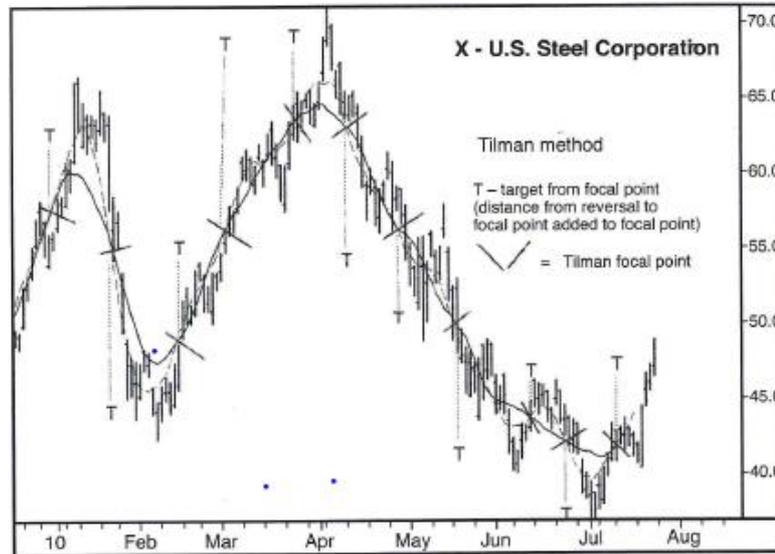
Fuente: Elaboración propia y StockCharts.

5.3 Método Tillman

Este método fue aportado por Jim Tillman (1990), cuyo propósito era más bien ofrecer un instrumento para hacer previsiones a futuro. Se basaba en lo que él llamó *focal points*, niveles de precio en los que tres o más medias móviles centradas cuyo periodo se correspondía con la mitad de un ciclo, se cruzaran. Según su análisis, la distancia en términos de tiempo y precio desde un mínimo o máximo, según el caso, hasta el *focal point*, es la misma que resta hasta el siguiente máximo o mínimo, respectivamente. Esto se explica porque ese cruce de medias se produce en el centro de una onda cosinoidal.



Ilustración 44. Ejemplo de Método Tillman. US Corporation noviembre – julio 2000



Fuente: (Kirkpatrick II y Dahlquist 2011).

5.4 Línea Futura de Demarcación o *Future Line Demarcation* de Hurst

Ésta es un instrumento aportado por Hurst (1970) para hacer previsiones a futuro. Se trata de una media móvil situada la mitad del periodo del ciclo bajo análisis en avance con respecto al precio. Hurst entendía que los precios debían cruzar esta línea cuando estaban a mitad de un avance o retroceso, tanto en términos de tiempo como de precio. Si no se producía un giro en el punto proyectado, se ponía de manifiesto que el componente cíclico de orden superior era muy fuerte.



Ilustración 45. Ejemplo del Método de Hurst de Línea Futura de Demarcación sobre US Steel Corporation



Fuente: (Kirkpatrick II y Dahlquist 2011).

5.5 Análisis Espectral: la Transformada Discreta de Fourier

El análisis espectral es una disciplina estadística cuyo objeto es la descomposición de las series temporales en ciclos básicos expresados normalmente como funciones seno y coseno. El análisis de Fourier es una técnica de análisis espectral, también conocido como análisis armónico, pero no es la única.

La Transformada Discreta de Fourier es un método de análisis de series temporales desarrollado por el matemático John Baltiste Joseph Fourier a principios del siglo 1807-



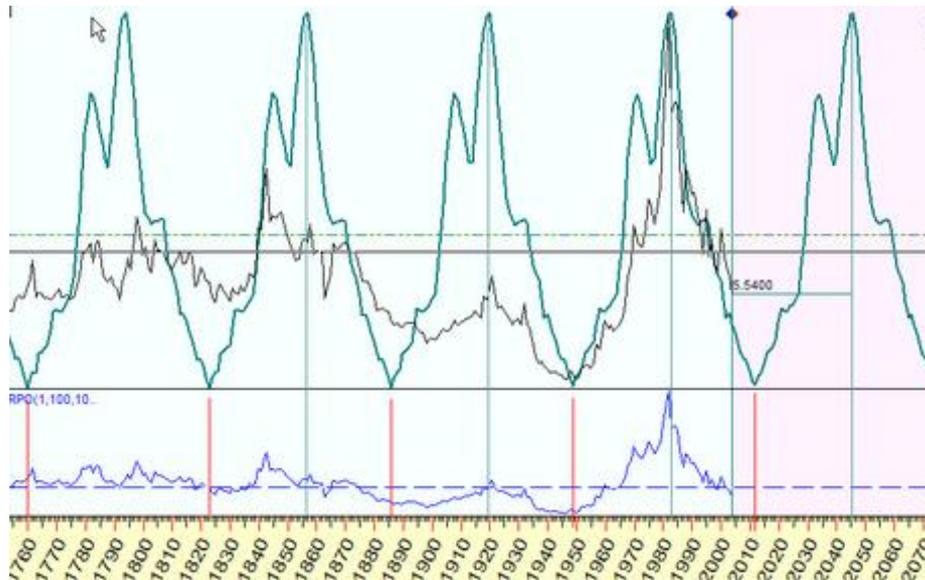
1811 como solución a la conducción del calor en un anillo de hierro. La aplicación de esta técnica para la búsqueda de ciclos en los precios de los mercados bursátiles fue una aportación de James M. Hurst, ya que hasta 1970 solo se aplicaba en otras disciplinas más relacionadas con la física o la ingeniería, con la única excepción de Granger y Morgenstern que lo utilizaron unos años antes que Hurst para contrastar el carácter aleatorio de los precios (1963). A partir de Hurst, empezó a ser utilizado como instrumento cuantitativo para encontrar las frecuencias dominantes de las series de precios de activos financieros.

Como se ha explicado, la Transformada Discreta de Fourier consiste en la descomposición de las series temporales complejas en una suma de series de funciones trigonométricas seno y coseno de distinta frecuencia, fase y amplitud, mucho más sencillas, llamadas Series de Fourier. La onda o frecuencia más baja es la fundamental, mientras que el resto se conoce como ondas o parciales armónicos.



Ilustración 46. Rentabilidad de los bonos corporativos, categoría grado de inversión.

Análisis Fourier realizado por Sergey Tarasov (2008)



Fuente: (Tarasov 2008).

Seguindo la exposición de Perry J. Kaufman (2005) y asumiendo que existen ciclos en las series temporales de los precios de activos financieros y que hay N datos en cada repetición de ese ciclo, la Transformada Discreta de Fourier define esa línea de regresión que contiene esos N puntos con la siguiente expresión:

$$y_i = 1 + \sum_{k=1}^{N/2} \left(u_k \cos\left(\frac{2\pi ki}{(N/2)}\right) + v_k \sin\left(\frac{2\pi ki}{(N/2)}\right) \right)$$

donde los coeficientes u_k y v_k , también conocidos como los coeficientes de Fourier, pueden obtenerse a través de las siguientes expresiones:



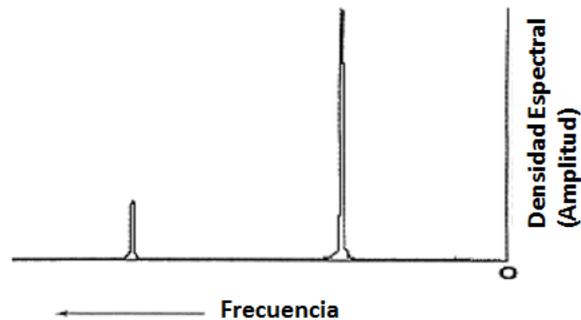
$$u_k = \frac{1}{(N/2)} \sum_{i=1}^N y_i \cos\left(\frac{2\pi ki}{(N/2)}\right), \quad k = 1, 2, \dots, \frac{N}{2}$$

$$v_k = \frac{1}{(N/2)} \sum_{i=1}^N y_i \sin\left(\frac{2\pi ki}{(N/2)}\right), \quad k = 1, 2, \dots, \frac{N}{2}$$

$$v_{N/2} = 0$$

La Transformada Discreta de Fourier condensa toda esta transformación de datos, enfrentando en un gráfico llamado periodograma la amplitud y el periodo de cada senoide o componente cíclico, asignando a cada uno de estos una ponderación.

Ilustración 47. Periograma



Fuente: Elaboración propia.

Para interpretar la ilustración anterior, se puede apreciar que en el eje de abscisas se encuentra la frecuencia, que es la inversa del periodo, que es igual a $\frac{2\pi}{f}$, mientras que en el eje de ordenadas se encuentra representada el cuadrado de la amplitud o densidad del

ciclo. La densidad espectral queda reflejada en este gráfico y varía según lo hace el cuadrado de la amplitud, que para el valor k -ésimo es igual la siguiente ecuación: $R_k = (u_k + v_k)^{\frac{1}{2}}$. En definitiva, se pone de manifiesto el ciclo de mayor amplitud que es interpretado por algunos como el ciclo dominante. El ruido es mejor eliminarlo para evitar que hagan menos evidentes la existencia de ciclos.

Cabe aclarar que cualquier serie temporal de datos puede ser construida a partir de funciones trigonométricas seno y coseno en un intervalo de tiempo dado y no por ello quedaría demostrado que existen ciclos en la serie temporal. Esto supone un riesgo porque se podrían hacer proyecciones a futuro en base a esas estimaciones que no describen la realidad. (Warren 1982).

Existen varios problemas que hacen que el análisis a través de la Transformada Discreta de Fourier sea menos útil e incluso podrían invalidar los resultados del análisis, aunque la mayoría de los *softwares* estadísticos proponen soluciones a los mismos:

- La discontinuidad en los datos que se produce como consecuencia del cierre de los mercados entre sesión y sesión, días festivos en los que no hay negociación, o simplemente porque no necesariamente se produce una transacción en cada instante que dé lugar a un registro del precio. Esta circunstancia produce importantes oscilaciones y hace menos evidentes los componentes cíclicos (Warren 1982).
- Fourier sólo detecta los ciclos que existen y se hacen evidentes en el horizonte temporal de los datos bajo análisis, por tanto, si sólo tenemos 64 datos el ciclo más



largo detectado será de 64 barras y sólo tendremos un ejemplo no contrastado. Para evitar este problema se propone utilizar un intervalo de datos amplio, de al menos el mismo número de datos incluidos en el ciclo que se sospecha y bajo análisis, por ejemplo, si se está busca un ciclo estacional al menos será necesario cubrir 12 meses, aunque para confirmar la consistencia del ciclo lo adecuado sería incluir en el análisis muchos más datos (Kaufman 2005).

- Aun aumentando el horizonte temporal de los datos bajo análisis surge otro problema, ya que los ciclos sólo se hacen evidentes bajo la Transformada Discreta de Fourier si son estacionarios, es decir, si mantienen constante su amplitud y fase a lo largo del horizonte bajo análisis. Pero esto no se corresponde con la realidad, pues resultaría que una vez se repita en varias ocasiones un ciclo concreto sería descubierto por los inversores que actuarían en consecuencia, anticipándose, y alterándolo (Principio de Variación).
- Además, los ciclos detectados a través de la Transformada Discreta de Fourier son los de frecuencia $\frac{k}{N}$ (siendo N el tamaño de la muestra y $k = 0, \dots, N - 1$, a los que les corresponde un periodo $\frac{N}{k}$). Es decir, la Transformada Discreta de Fourier es incapaz de detectar ciclos cuyo periodo no sea divisor exacto del tamaño de la muestra bajo análisis.
- Por último, la Transformada Discreta de Fourier no mantiene la relación de fases entre distintos componentes cíclicos, dificultando la proyección de una combinación de componentes cíclicos con distinta fase (Kirkpatrick II y Dahlquist 2011).



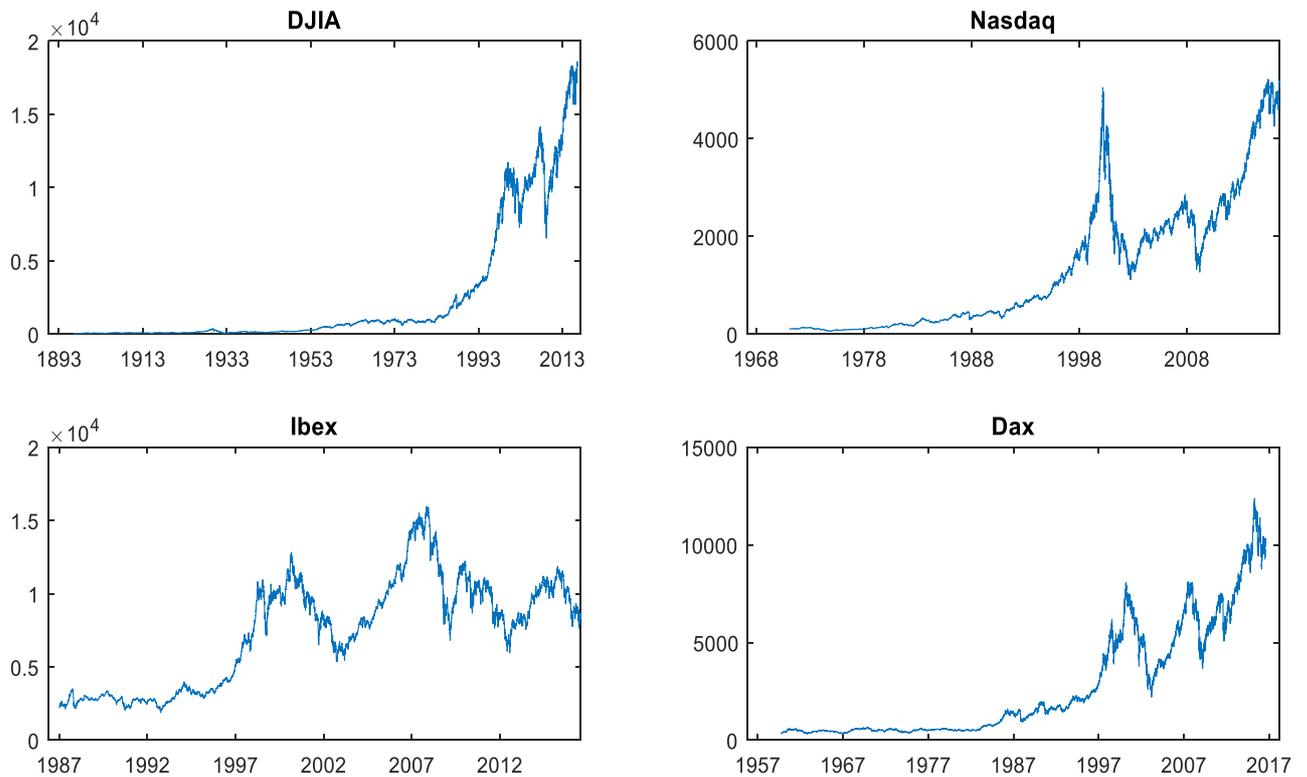
Hoy en día existen muchas variantes de este método y son muchos los programas matemáticos, entre los que se encuentra Matlab, a disposición de los usuarios para realizar análisis de Fourier.

A modo de ejemplo se ha aplicado la Transformada Discreta de Fourier a los cuatro índices bursátiles bajo análisis en este trabajo: el *Dow Jones Industrial Average* (DJIA o INDU), el Nasdaq (CCMP), el DAX y el IBEX-35 (IBEX), cada uno analizado desde sus comienzos, 1896, 1971, 1987 y 1987, respectivamente, salvo para el caso del DJIA. Este se analiza desde 1914, ya que en los primeros meses de la Primera Guerra Mundial, de julio a diciembre de 1914, no existen datos registrados y como se pretende simplemente aportar un ejemplo a modo ilustrativo de análisis de Fourier, se ha preferido excluir ese periodo del análisis y no realizar ninguna interpolación para evitar crear nuevos datos que puedan dar lugar a resultados erróneos o menos precisos.

Sin hacer ningún ajuste a los datos, la representación gráfica de estos índices desde sus comienzos, salvo para el DJIA, es la siguiente:



Ilustración 48. Representación gráfica de los índices DJIA, Nasdaq, DAX e IBEX 35 desde sus comienzos, salvo para el DJIA que se representa desde 1914. Datos diarios

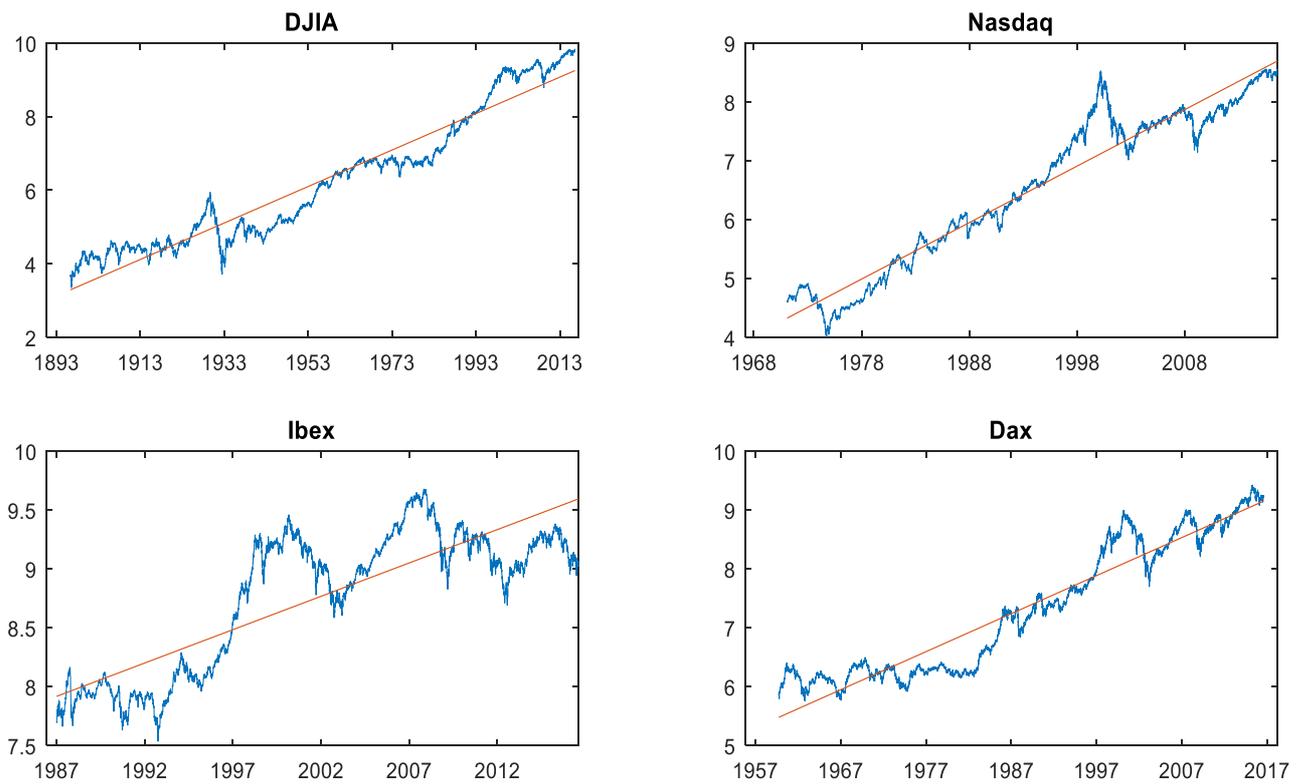


Fuente: Elaboración propia. Datos de Bloomberg.

De las representaciones anteriores, se observa que la variación del precio es más intensa cuanto más alto es el precio, por lo que se utilizarán los logaritmos de los precios para el análisis. Asimismo, se eliminará la tendencia siguiendo lo expuesto anteriormente para evitar que sea interpretado como un ciclo fundamental. El software utilizado ha sido MatLab.



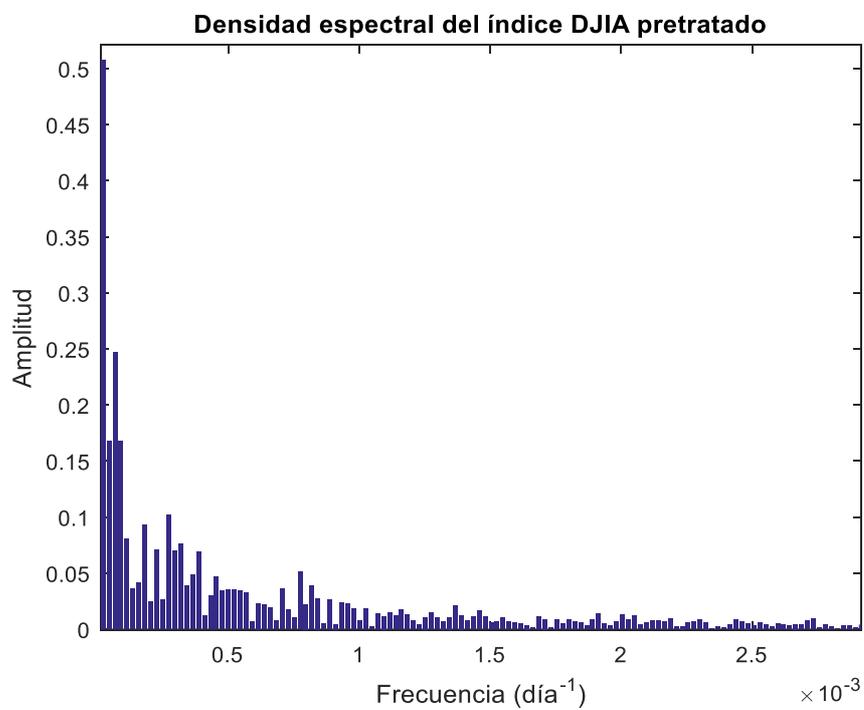
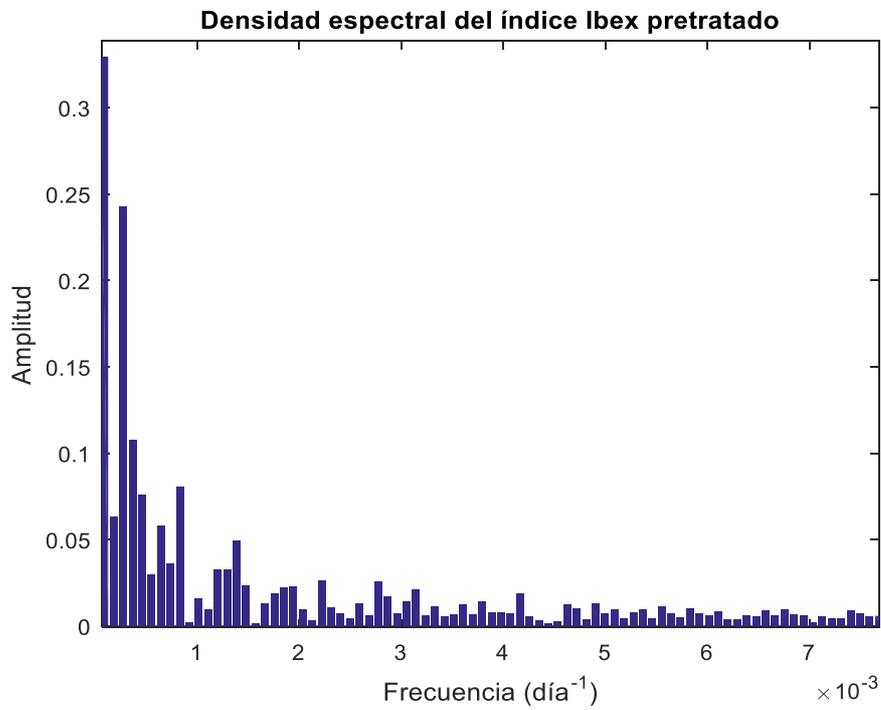
Ilustración 49. Representación gráfica de los logaritmos de los índices DJIA, Nasdaq, DAX e Ibex-35 y de la tendencia. Estos son representados desde los comienzos de su cotización respectivamente, salvo para el DJIA que se representa desde 1914. Datos diarios

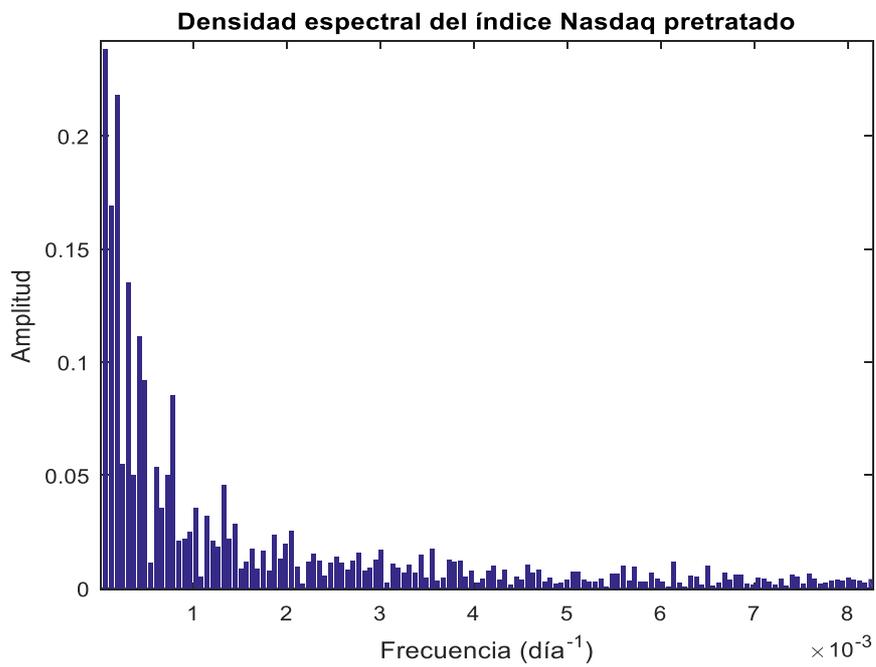
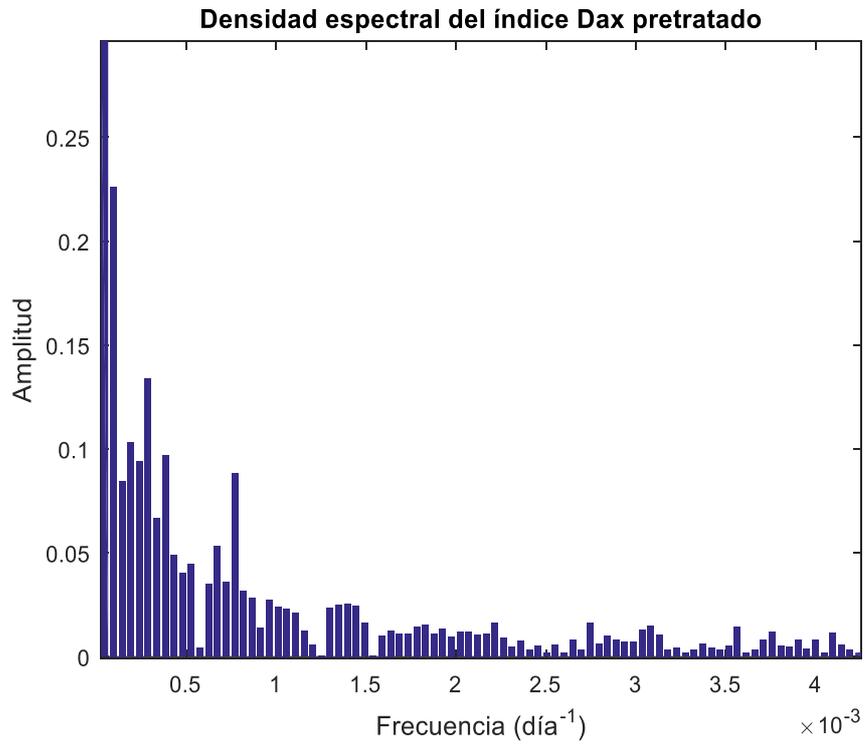


Fuente: Elaboración propia. Datos de Bloomberg.



Ilustración 50. Análisis de Fourier del DJIA, Nasdaq, DAX e Ibox-35





Fuente: Elaboración propia. Datos de Bloomberg.



En los gráficos anteriores, en el eje de ordenadas está representada la densidad o fuerza del ciclo, es decir, el cuadrado de la amplitud, mientras que en el de abscisas está representado la frecuencia, que es la inversa del periodo. Al haberse utilizado datos diarios, la densidad del espectro en la frecuencia de 0.001^{-1} días, por ejemplo, es la densidad de un ciclo con un periodo de 100 días. Las frecuencias que interesan son aquellas con densidad más alta, salvo la primera frecuencia distinta a cero, que es la más elevada, ya que representa la duración de la serie temporal y por tanto no es relevante.

De cada índice, las cinco frecuencias de densidad más elevada son las siguientes:

- En el DJIA: $1.171e-4$, $7.806e-5$, $2.732e-4$, $3.1224e-4$, $3.513e-4$;
- En el Nasdaq: $2.615e-4$, $1.743e-4$, $4.358e-4$, $6.101e-4$, $6.972e-4$;
- En el DAX: $1.399e-4$, $4.197e-4$, $2.798e-4$, $5.596e-4$, $3.498e-4$;
- En el IBEX: $4.026e-4$, $5.368e-4$, $1.208e-3$, $6.711e-4$, $2.684e-4$.

Si se calcula la inversa de las frecuencias para obtener los periodos, los resultados por orden de importancia son los siguientes:

- En el DJIA: 8540 días, 12811 días, 3660 días, 3203 días, 2847 días;
- En el Nasdaq: 3825 días, 5737 días, 2295 días, 1639 días, 1434 días;
- En el DAX: 7148 días, 2383 días, 3574 días, 1787 días, 2859 días;
- En el IBEX: 2484 días, 1863 días, 829 días, 1490 días, 3726 días.

Las periodicidades anteriores no tienen en cuenta que existen fines de semana, es decir, son periodicidades en términos de días de mercado o laborables. Para transformarlos en



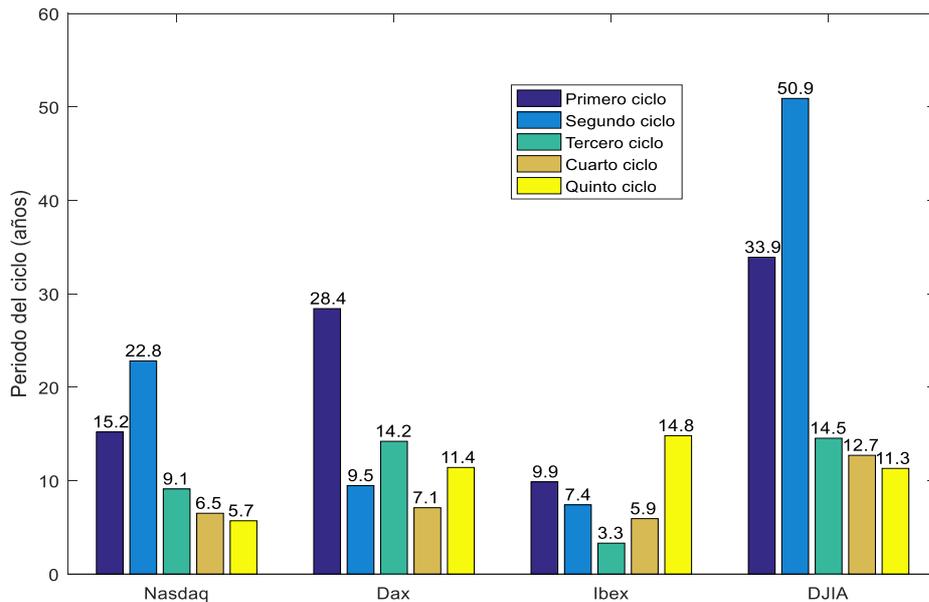
días naturales, más fáciles de utilizar a la hora de hacer proyecciones, se ha multiplicado por un factor que responde a la proporción de número de días naturales por cada día de mercado o día laboral. En el caso del Ibex-35 este factor es 1.45, que es el cociente resultante de dividir 7451 valores diarios del Ibex-35 entre el 5 de enero de 1987 y el 4 de agosto de 2016 (fecha límite de este análisis) por 10805 días naturales que efectivamente existen entre ambas fechas. Este factor es aproximadamente el mismo para cada índice, con una diferencia de +/- 0.3%.

Teniendo en cuenta este ajuste a través de este factor temporal, las periodicidades más importantes encontradas son las siguientes:

- En el DJIA: 33.9 años, 50.9 años, 14.53 años, 12.7 años, 11.3 años;
- En el Nasdaq, 15.2 años, 22.8 años, 9.10 años, 6.50 años, 5.69 años;
- En el DAX, 28.4 años, 9.46 años, 14.2 años, 7.09 años, 11.4 años;
- En el Ibex, 9.86 años, 7.40 años, 3.30 años, 5.92 años, 14.8 años.



Ilustración 51. Periodicidades más importantes encontradas en los logaritmos de los precios del DJIA, Nasdaq, Dax e Ibex-35 obtenidas desde sus comienzos de cotización, salvo para el caso del DJIA que se obtiene partiendo de los datos de 1914



Fuente: Elaboración propia. Datos de Bloomberg.

5.6 Maximum Entropy Spectral Analysis (MESA)

MESA es un método de análisis aportado por John Ehlers (2002) para el análisis de los ciclos en los mercados bursátiles cuyo soporte matemático tiene su origen en John Parker Burg, 1975, utilizado inicialmente en geofísica. Se presenta como alternativa a la Transformada Discreta de Fourier ya que soluciona alguno de sus problemas más importantes como es el gran volumen de datos que precisa (al menos 256 datos y un



mínimo de 16 ciclos consistentes de 16 barras) y que no mantiene la diferencia de fase entre los distintos componentes cíclicos. MESA, por su parte, tras filtrar el llamado ruido o entropía de series de datos temporales, es una técnica que muestra los ciclos más relevantes, principalmente los ciclos de más corto plazo que con Fourier no tenían manifestación, precisando sólo de una pequeña cantidad de datos. Además, esta técnica conserva la diferencia de fase entre los distintos componentes cíclicos bajo análisis.

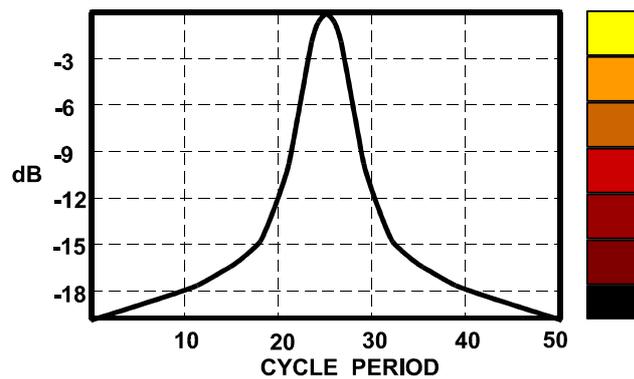
El objetivo de MESA es, más concretamente, localizar los ciclos cortos, los ciclos que por definición, según explica John Ehlers, responden principalmente al componente psicológico de los mercados y que tienen menos tendencia a persistir, por lo que se precisa que sean localizados con gran rapidez antes de que cambien y para ello se deben analizar no muchos datos. John Ehlers considera que si existe un ciclo corto, no existe una tendencia. Su interés reside en conocer si el mercado está desarrollando un ciclo corto, es decir, un movimiento lateral que para muchos inversores lo aconsejable es no participar, o bien, si el movimiento está dominado por un movimiento tendencial, movimiento más interesante para la mayor parte de los inversores.

MESA consiste en la representación del espectro del mercado como si se tratará de un mapa de calor basada en la técnica de Mandelbrot y en un periodograma de autocorrelación para medir los ciclos del mercado. Estos son representados a través de su periodo y amplitud, asignando un color según la amplitud del mismo. Si el espectro es una línea amarilla, representa un ciclo bien definido y de amplitud importante. Si en lugar de



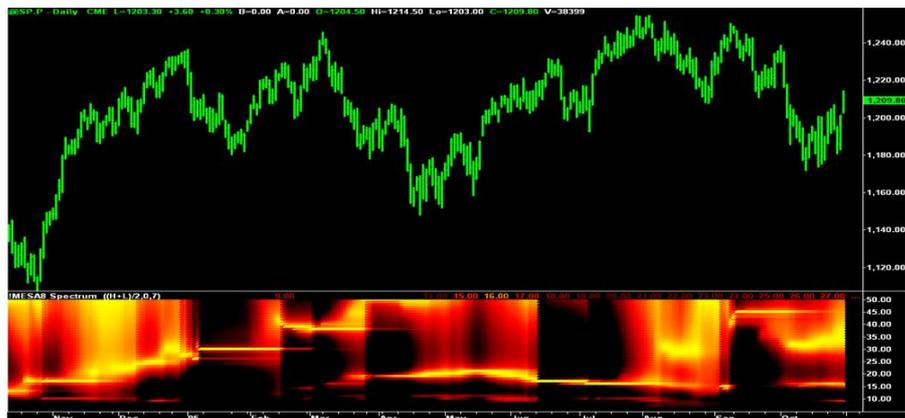
ser una línea es una mancha amarilla, entonces el ciclo no está bien definido aunque le pueda corresponder una amplitud importante.

Ilustración 52. Gráfico de la amplitud y colores correspondientes. MESA Software



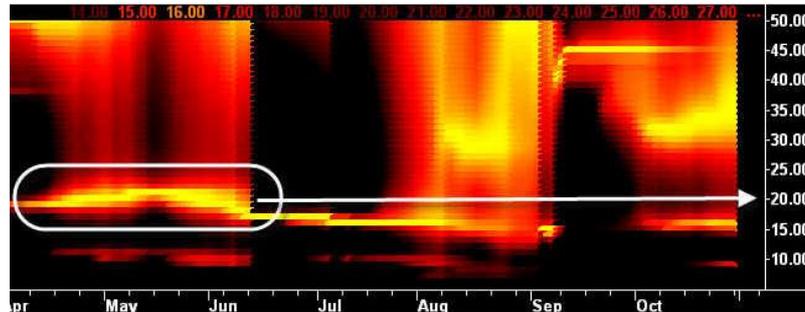
Fuente: (Tarasov 2008).

Ilustración 53. Futuro del S&P Continuous noviembre 2004-2005



Fuente: (Tarasov 2008).

Ilustración 54. Futuro del S&P Continuous noviembre 2004-2005



Fuente: (Tarasov 2008).

En las ilustraciones anteriores sobre el Futuro Continuo del S&P, noviembre 2004-2005, se puede apreciar que entre abril y junio de 2005 se forma una línea de calor en el nivel 20 (la que aparece más destacada), es decir, que el ciclo de 20 días es el más dominante. MESA nos permite apreciar en qué estado o situación está el mercado, si está siguiendo un movimiento condicionado por una tendencia fuerte o bien si está desarrollando un ciclo corto o movimiento lateral. MESA nos permite detectar la aparición de ciclos en el mercado, nos permite observar su duración y también conocer cuándo desaparecen, pero si existiera un ciclo en el mercado con tendencia a persistir entonces la herramienta de análisis más adecuada es Fourier. Existe otra restricción para el uso de MESA: solo es capaz de detectar un ciclo en cada momento, el más reciente y dominante.

Lo mismo que Fourier, MESA requiere un importante y complejo cálculo matemático por lo que se hace aconsejable recurrir al programa disponible en la página <http://www.mesasoftware.com/> propiedad de John Ehlers, no obstante, el mismo autor lo sintetiza con gran claridad en su libro *MESA and Trading Market Cycles* (2002).



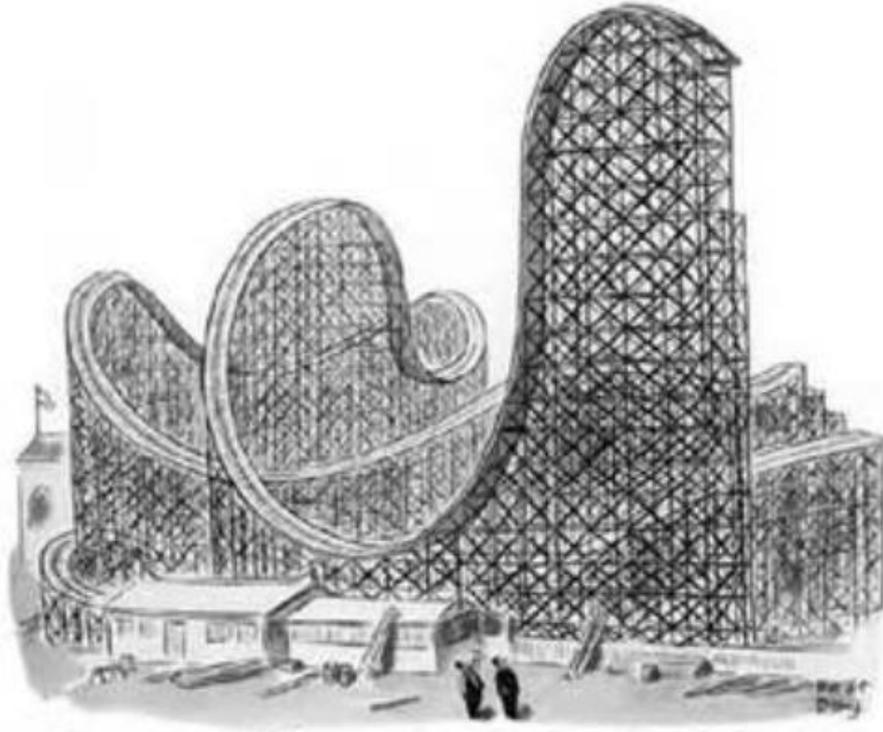
5.7 Conclusión

Se han presentado los métodos más habituales para detectar la existencia de ciclos en los precios de los mercados bursátiles y determinar el periodo, con el objetivo de poder hacer proyecciones de futuros puntos de inflexión en los mercados. Aunque resulten algo complicados, ofrecen al lector algunas ideas que pueden serle útiles a la hora de tomar una decisión de inversión.

Asimismo, se han revisado métodos más sofisticados que sirven de base para el siguiente capítulo, en el que se configurarán nuevos métodos de análisis estadístico para tratar de superar las deficiencias del método más utilizado por la ciencia en este campo, la función Transformada Discreta de Fourier.



6 METODOLOGÍA Y RESULTADOS.



Dibujo contenido en la edición del 24 de octubre de 1929 del Brooklyn Daily

En este capítulo se aplicarán métodos basados en el Análisis Funcional de Datos para detectar, si los hubiera, patrones temporales en el movimiento de los precios del Ibex 35, DJIA, DAX y Nasdaq. Se tratará de superar las limitaciones de métodos tradicionales y se permitirá que el Principio de Variación tenga su protagonismo, dotando de flexibilidad al modelo.

El objetivo principal del análisis será detectar periodicidades que presenten cierta regularidad entre los niveles extremos registrados en los índices bursátiles bajo análisis. Siendo conscientes de que cualquier parámetro que define los ciclos en las bolsas se ve sometido al Principio de Variación, es decir, los periodos que pudieran identificarse no son constantes a lo largo del horizonte temporal, se ha dotado de flexibilidad al modelo permitiendo que las periodicidades fluctúen en un +/-10-30%, porcentajes que se han obtenido inicialmente en base de la observación, que están en línea con los niveles de variación máximos permitidos por el modelo para evitar el solapamiento de los movimientos cíclicos, y que han sido contrastados posteriormente a través de la comparación de los resultados obtenidos para distintos porcentajes de variación.

Asimismo, se analizarán las periodicidades inferiores a 10 años a través de la Transformada Discreta de Fourier pero modificada, con el objetivo de que no se vean discriminadas estas periodicidades más cortas cuya amplitud, por razones de menor periodo, difícilmente aparecerán como más importantes en el espectro frente a aquellas de periodos más amplios. Se incluye este análisis por el carácter práctico del trabajo, ya que un inversor habitual de bolsa suele tener un horizonte temporal más corto.

Por último, se aplicarán diagramas de fase para el análisis estacional del Ibex 35 tratando de detectar algún nivel de consistencia en cuanto a los meses que registran los giros del mercado, análisis novedoso con respecto a su aplicación a un mercado financiero.



Esta investigación, por tanto, es de carácter exploratorio en lo que se refiere a la identificación de los patrones temporales, pero también es descriptiva, pues su objetivo es medir periodicidades específicas.

Tras una breve introducción sobre el Análisis Funcional de Datos y una revisión de los índices bursátiles que se van a utilizar, se expondrán los distintos métodos junto con los resultados: (i) Suma de Cuatro Senos de Frecuencia Libre pero Fija, como una mejora con respecto a los resultados que se obtendrían a través de la suma de los primeros cuatro senos de la Transformada Discreta de Fourier para el análisis de los periodos de muy largo plazo; (ii) Suma de Cuatro Senos de Frecuencia Libre y Variable, que parte del método anterior pero que obtienen mejores resultados al incorporar la posibilidad de variación en el periodo. Adicionalmente, se aporta una comparación de los resultados obtenidos a través de la Suma de Cuatro Senos de Frecuencia Libre pero Fija, la Suma de Cuatro Senos de Frecuencia Libre y Variable y de la suma de los primeros cuatro senos a través de la Transformada Discreta de Fourier; (iii) análisis de las frecuencias altas a través de la Transformada Discreta de Fourier Mejorada; (iv) análisis del posible porcentaje de variación en el periodo que cabría esperar como consecuencia del Principio de Variación; y (v) análisis del comportamiento estacional a través de los diagramas de fase.

6.1 Análisis Funcional de Datos

Cualquier análisis directo de factor temporal consiste en el estudio de una variable a lo largo del tiempo partiendo de la hipótesis de que se mueve de acuerdo a una única frecuencia, aquella que coincide con la muestra de datos. Sin embargo, si la variable es el



resultado de la sumación de diversos componentes cíclicos con distintas frecuencias, como han explicado algunos autores al referirse de los mercados financieros como Müller, et al. (1995), el análisis directo del factor temporal no es eficaz y daría lugar a resultados erróneos y a la pérdida de información.

Como solución se había propuesto el análisis espectral y la Transformada Discreta de Fourier que consiste en el análisis de ondas complejas periódicas mediante su representación como una suma infinita de funciones sinusoidales de diferente frecuencia que forman una serie armónica, permitiendo de esta forma valorar la importancia de las frecuencias de los distintos componentes cíclicos en el movimiento del precio, así como extraer información sobre la duración del ciclo o la fase.

Sin embargo, el análisis de la Transformada Discreta de Fourier presenta importantes restricciones, siendo la más importante para el problema bajo análisis la imposibilidad de conocer ciclos de periodo más amplio que la muestra de datos. Adicionalmente, cuando se trabaja con una muestra de datos con un horizonte temporal T , los periodos más bajos que se pueden detectar con la Transformada Discreta de Fourier son $\frac{T}{1}, \frac{T}{2}, \frac{T}{3}$, etc., sin ser posible detectar ciclos con una periodicidad que sea, por ejemplo, de $0.85 * T$ ó $1.2 * T$. Esto representa una limitación al análisis, junto con el hecho de que la Transformada Discreta de Fourier tampoco permite detectar cuál es la periodicidad más relevante ya que en el espectro siempre aparece como la periodicidad más importante aquella que corresponde con la muestra de datos.



No obstante, existe una rama estadística, muy reciente todavía, que recibe el nombre de Análisis Funcional de Datos (*Functional Data Analysis* o “FDA”), que tiene la virtud de no imponer ninguna estructura particular en los ciclos, permitiendo que sigan cualquier estructura a priori, o incluso una estructura cambiante a lo largo del tiempo. Estas características son especialmente interesantes para el análisis de precios, ya que la sinoidal no tiene por qué ser a priori la función que mejor los ajuste y porque además sabemos que los ciclos en los mercados no mantienen sus características estables en el tiempo (Principio de Variación). FDA requiere que los datos sean continuos, lo cual no resulta problemático en el caso de las series de precios de los mercados bursátiles en las que los huecos no suelen ser importantes.

Precisamente estas son las características que están dando tanto protagonismo a FDA en los últimos años: (i) conceptualmente hablando, los datos funcionales son definidos de manera continua; (ii) el dato individual es la función en sí misma, más que cada uno de los valores en cada punto; (iii) a pesar de que los datos son funciones del tiempo, no se espera nada en especial con respecto a la variable tiempo; y (iv) en muchos casos es preciso llevar a cabo una suavización de los datos para poder realizar el análisis (Ramsay y Silverman 2002).

6.2 Datos

Para el estudio de los ciclos en los mercados de acciones se han seleccionado cuatro índices bursátiles, cada uno con unas características distintas y relevancia concreta:

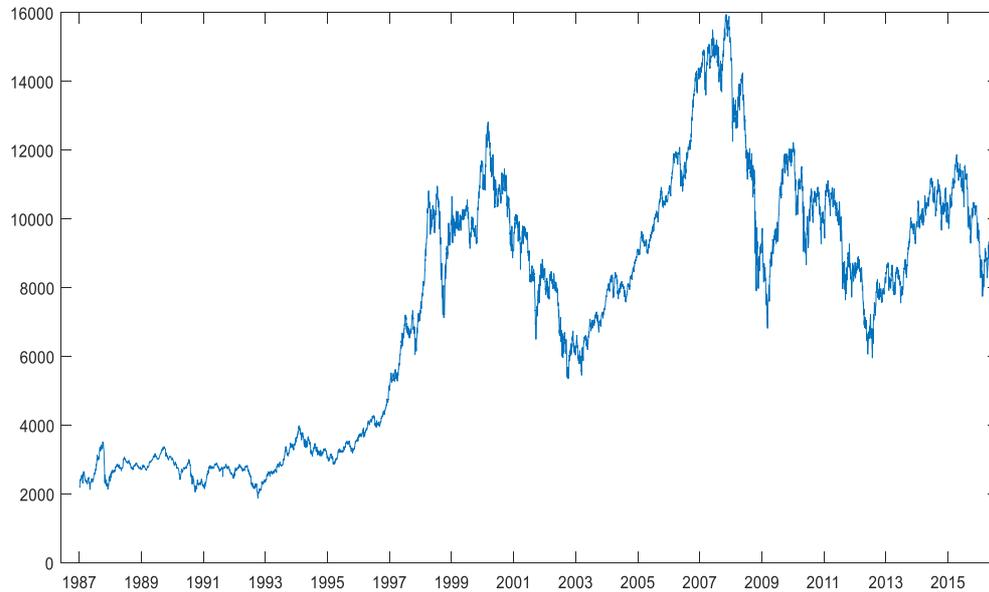


6.2.1 *Ibex 35*

El Ibex-35 es el índice representativo de las cuatro bolsas de España, lo que supone un importante nivel de familiaridad, así como de interés por parte de la autora de este trabajo. Se trata de un índice compuesto por los 35 valores más líquidos cotizados en el Sistema de Interconexión Bursátil Español, sistema que consolida la negociación en las cuatro bolsas españolas, ponderados por su capitalización bursátil. Fue creado en 1992 arrancando su cotización en los 3.000 puntos el 14 de enero de ese año, aunque se calcularon valores para el mismo desde 1989. Sus máximos históricos los registró primero en el año 2000, alcanzando los 12.500 puntos, nivel superado más tarde en el año 2007, cuando superó los 16.000 puntos. Los mínimos más significativos fueron registrados en 2002, en los 5.400 puntos, y en 2012, cuando descendió hasta los 6.000 puntos. La caída más importante, por su parte, fue registrada en junio de 2016 con motivo del referéndum que se votó en Inglaterra sobre el Brexit, con una bajada superior al 12% en una sola sesión.



Ilustración 55. Gráfico del Ibx 35 desde 1987 a 2016. Datos diarios.



Fuente: Elaboración propia. Datos de Bloomberg.

6.2.2 *Dow Jones Industrial Average*

El *Dow Jones Industrial Average* es el índice internacional más antiguo que existe cuya serie histórica nos permitirá analizar ciclos muy a largo plazo ya que existen registros desde 1896. La primera versión de este índice, compuesta por 11 valores norteamericanos, fue creada en 1884 por Charles Dow, editor del Wall Street Journal, cofundador de Dow Jones & Company y también conocido como el Padre del Análisis Técnico (1851-1902). En 1896 se configura el índice sólo en base a 12 empresas industriales, aunque más adelante, en 1928, su composición se amplía para incluir hasta

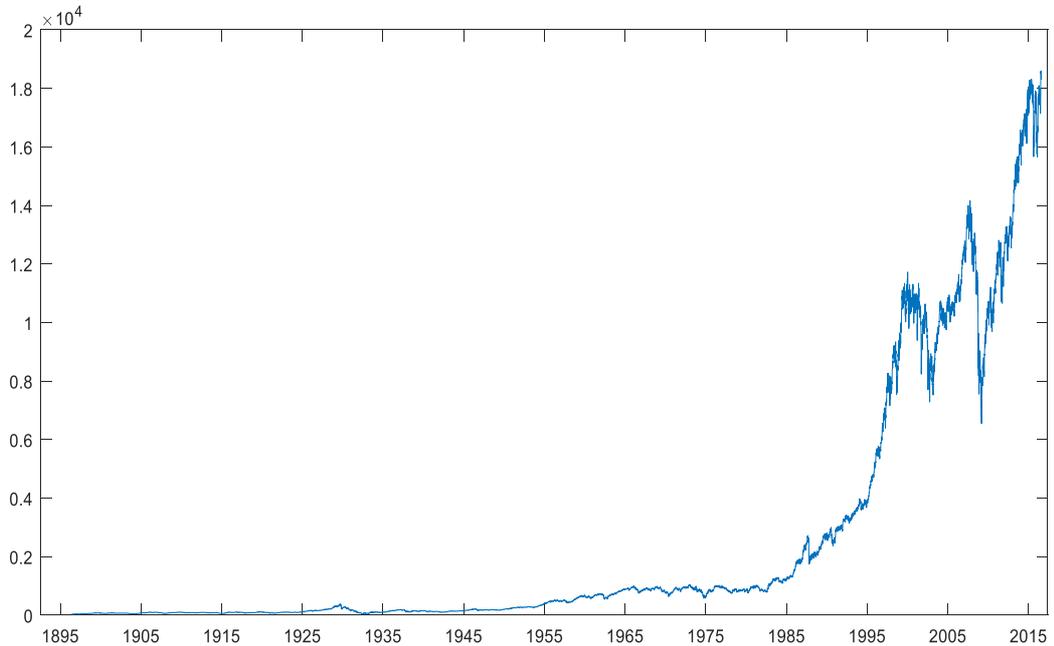


30 valores, todos americanos, cifra que se mantiene hasta nuestros días. Se trata de un índice ponderado por precio.

El único periodo de su historia del que no se conservan registros es de cuatro meses y medio en 1914, cuando el 30 de julio de ese año se decidió cerrar en mercado neoyorquino, en opinión de algunos, para conservar el activo de oro de EE.UU. y así poder conservar la paridad con el oro para el nuevo Sistema de la Reserva Federal que se lanzó a finales de ese año. Sus mínimos históricos fueron registrados en 1896, en 28.28 puntos, en julio de 1932 en cotización intradía en 40.56. La ganancia intradía más relevante fue de más del 15% el 15 de marzo de 1933 mientras que la caída más importante sucedió el 19 de octubre de 1987, también conocido como el Lunes Negro. Su nivel máximo histórico ha sido registrado recientemente en febrero 2017, superando los 20.770 puntos.



Ilustración 56 . Dow Jones Industrial Average desde 1900 a 2016



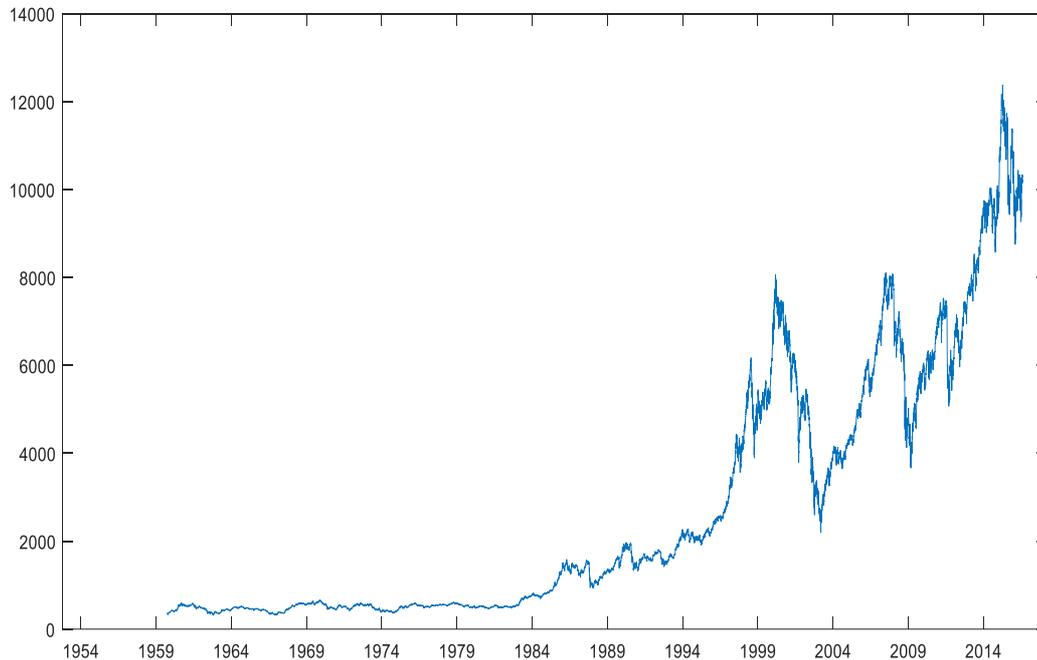
Fuente: Elaboración propia. Datos de Bloomberg.

6.2.3 Dax.

Para añadir referencias adicionales se ha incluido el Dax (Deutscher Aktienindex), índice de la Bolsa Alemana, la economía europea más relevante, compuesto por los 30 valores más importantes de la Bolsa de Frankfurt en términos de volumen de negociación y capitalización de mercado. Creado en 1988, se tienen valores del mismo desde 1987. Su máximo histórico se registró en abril de 2015, cuando superó los 12.300 puntos.



Ilustración 57. Índice DAX desde 1987 hasta 2016. Datos diarios.



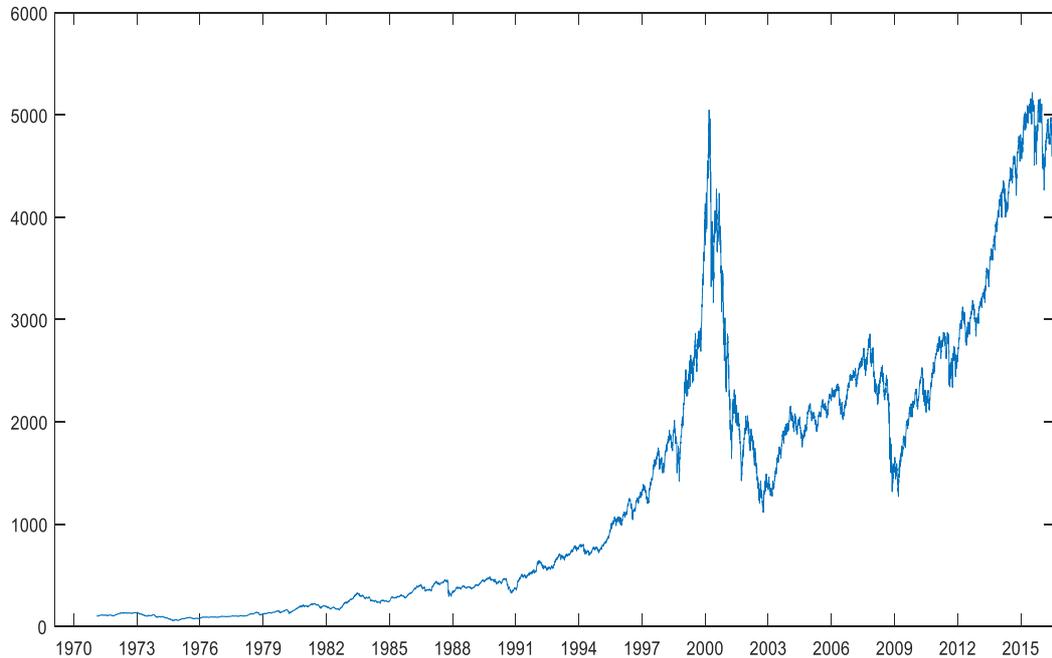
Fuente: Elaboración propia. Datos de Bloomberg.

6.2.4 Nasdaq.

Por último, se ha incluido el Nasdaq (*National Association of Securities Dealers Automated Quotation*), índice americano que cotiza en el mercado Nasdaq, segundo mercado financiero más grande del mundo con un elevado componente tecnológico. Este índice, junto con el DJIA y el S&P son los tres índices americanos más seguidos a nivel internacional. Se creó en 1971, inicialmente compuesto por 50 valores aunque en la actualidad supera las 2,500 empresas. Registró su máximo histórico recientemente en febrero de 2017, superando los 5,860 puntos.



Ilustración 58. Índice Nasdaq desde 1971 hasta 2016. Datos diarios

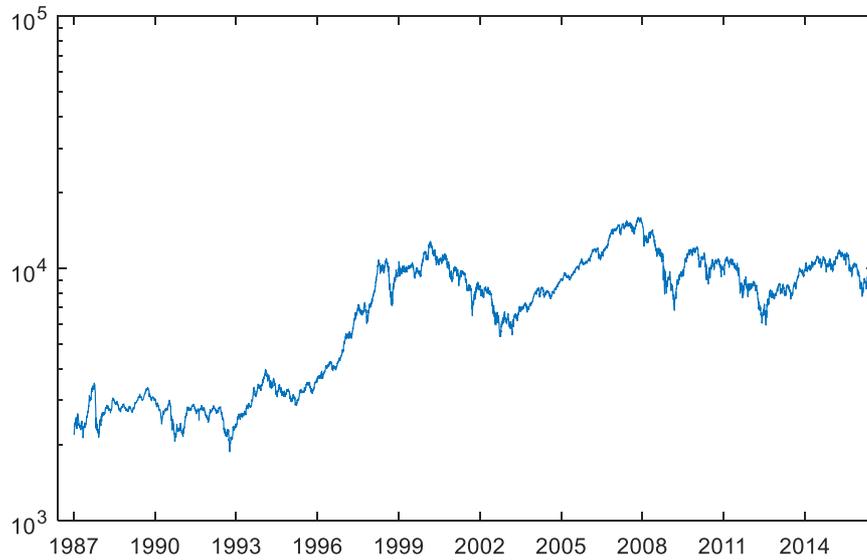


Fuente: Elaboración propia. Datos de Bloomberg.

Como vamos a comparar series históricas muy largas, si se utilizaran los precios en términos absolutos no se podrían detectar variaciones importantes históricas o éstas quedarían difuminadas. Por ejemplo, el cambio del precio de 5 a 6 no es igual de importante que un cambio de 50 a 51, o el crack bursátil de 1929 se recuerda no tanto por los niveles en términos absolutos alcanzados, sino por el cambio porcentual que se experimentó en las bolsas. Por esta razón se trabajará con los logaritmos de los precios pues permiten comparar el movimiento en los precios en términos porcentuales, obteniendo de esta manera una impresión correcta de la velocidad y de la aceleración del movimiento.

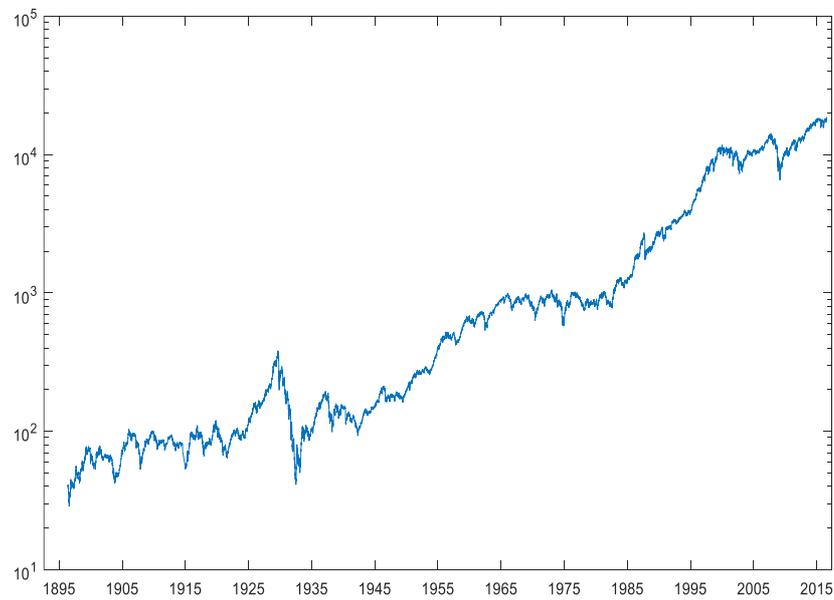


Ilustración 59. Índice Ibex-35, desde 1987 a 2016. Base logarítmica



Fuente: Elaboración propia. Datos de Bloomberg.

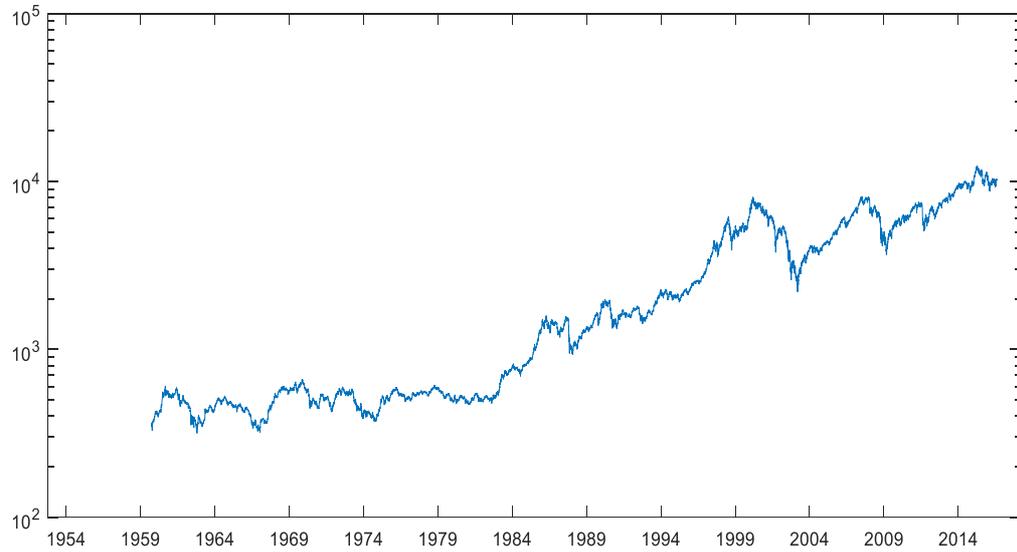
Ilustración 60. Índice DJIA desde 1900 a 2016 en base logarítmica



Fuente: Elaboración propia. Datos de Bloomberg.

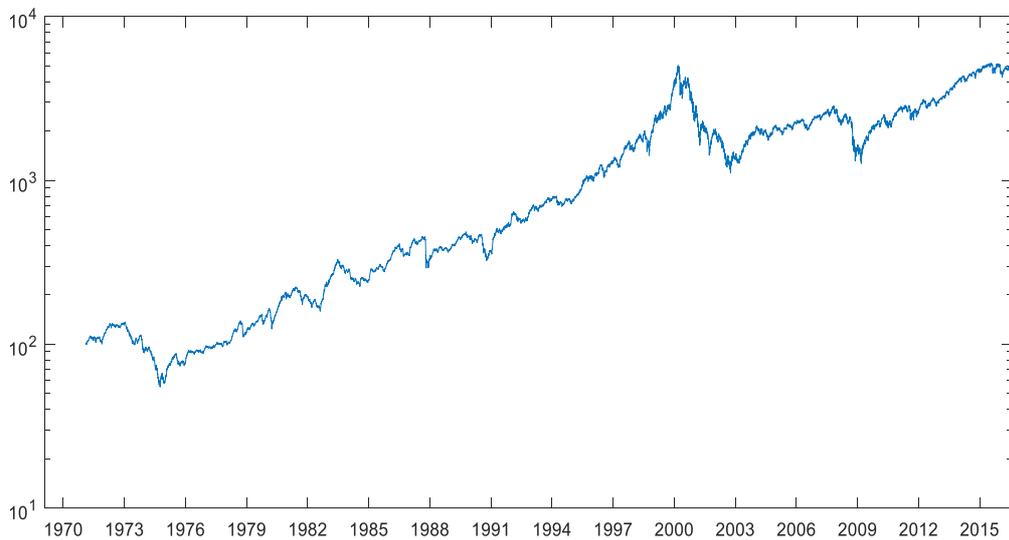


Ilustración 61. Índice Dax desde 1959 hasta 2016. Base logarítmica



Fuente: Elaboración propia. Datos de Bloomberg.

Ilustración 62. Índice Nasdaq desde 1971 hasta 2016. Base logarítmica



Fuente: Elaboración propia. Datos de Bloomberg.

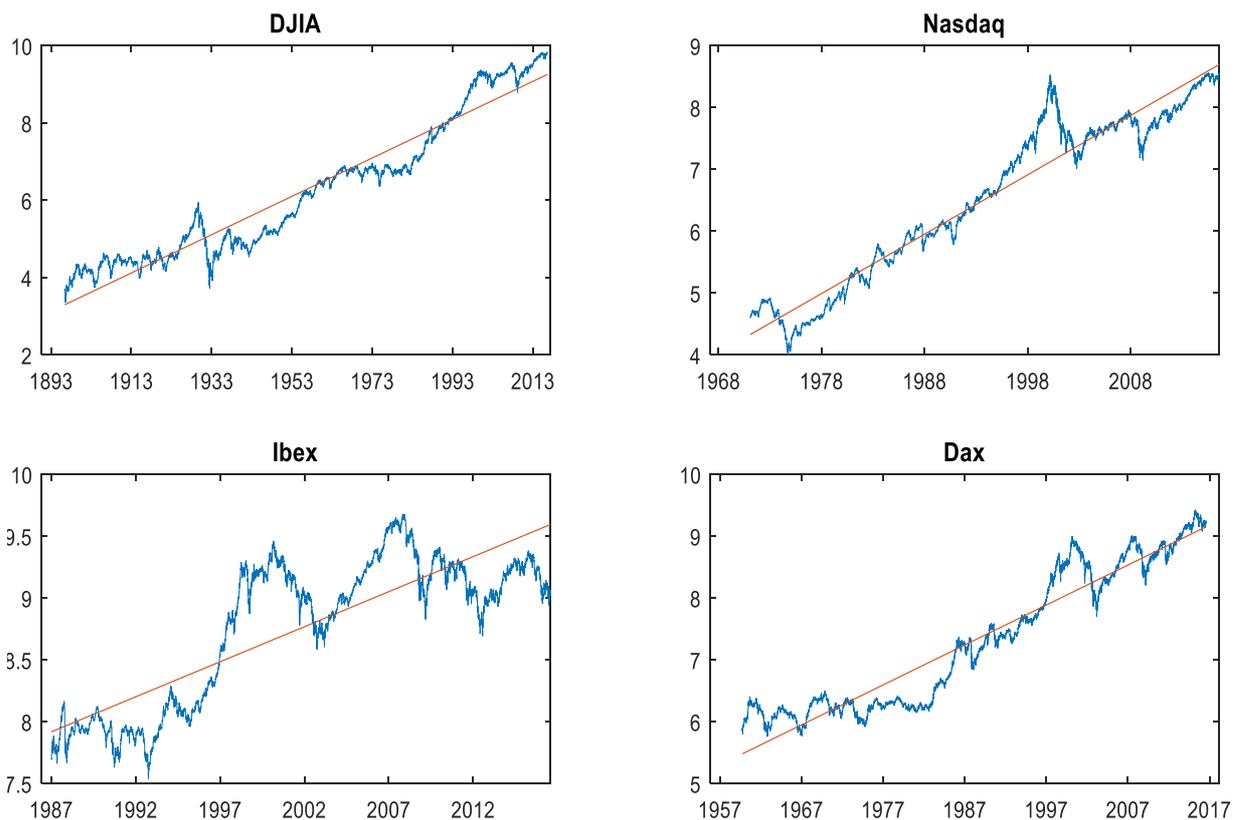


Asimismo, se eliminará la tendencia a muy largo plazo a través del método de mínimos de cuadrados ordinarios, de manera que se pueda apreciar mejor el comportamiento cíclico.

$$pretreat_{price}(t_k) = \log(price(t_k)) - linearTrend\{\log(price(t_k))\}$$

Donde t_k son las fechas, $price(t_k)$ es el precio del índice bursátil y $pretreat_{price}(t_k)$ es el índice bursátil antes de calcularse en base aritmética y sin eliminar la tendencia.

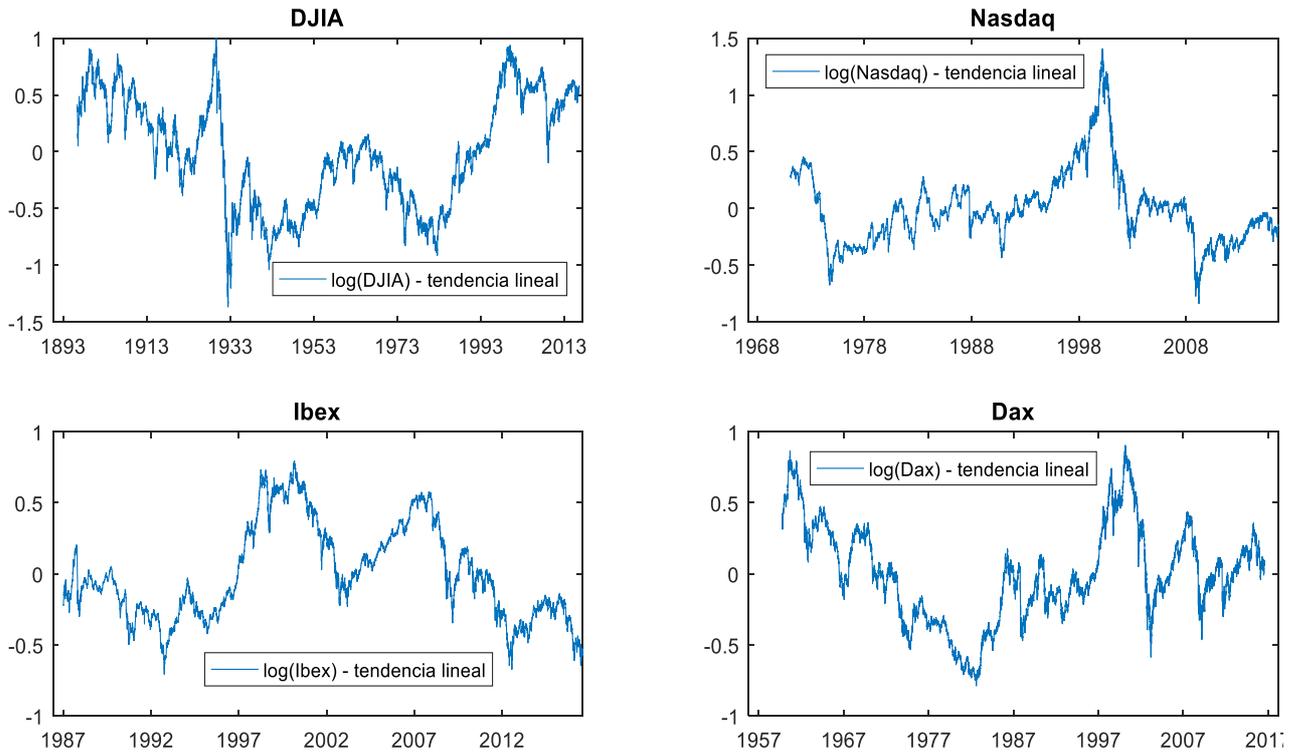
Ilustración 63. Representación de la tendencia lineal en los cuatro índices, DJIA, Ibex 35, DAX y Nasdaq, desde sus comienzos de cotización. Índices en base logarítmica



Fuente: Elaboración propia. Datos de Bloomberg.



Ilustración 64. Representación del DJIA, Ibex 35, DAX y Nasdaq en base logarítmica y sin tendencia, desde sus comienzos de cotización



Fuente: Elaboración propia. Datos de Bloomberg.

Para el tratamiento de los “huecos” en la serie de datos, es decir, espacios temporales donde no hay registros porque las bolsas estuvieron cerradas, ya sea en fines de semana, periodos vacacionales o por circunstancias excepcionales como fue el caso del índice *Dow Jones Industrial Average* entre julio y diciembre de 1914, existen dos métodos, cada uno con sus ventajas e inconvenientes:



- Ocultar los huecos, lo que hace que el tiempo de negociación de bolsa frente al tiempo nominal (o real) esté comprimido. Tras calcular la intensidad de cada ciclo habrá que hacer un ajuste en base a un “factor de compresión” que resulte de la relación entre el número de días de negociación bursátil y los días naturales, de tal manera que elimine el impacto y restablezca la relación que existe entre el tiempo de negociación de la bolsa con el tiempo real.

frecuencia real =

(frecuencia identificada por el modelo)

$$\times \frac{n^{\circ} \text{ de días reales entre } t_1 \text{ y } t_{N_{price}}}{n^{\circ} \text{ de días entre } t_k \text{ en la base de datos}}$$

La principal ventaja de este método es que no se crean nuevos datos. El inconveniente es que existen huecos que no están distribuidos de manera regular por lo que el ajuste no soluciona bien el problema y los ciclos identificados no son exactamente un reflejo de la realidad.

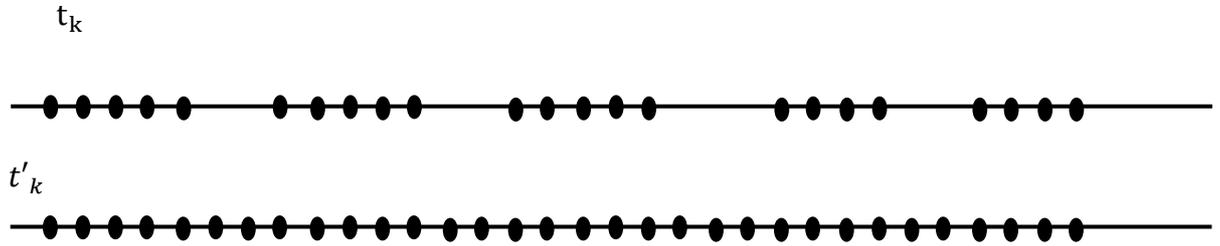
- Interpolarse los huecos es la segunda alternativa a través de la cual se reconstruyen los huecos a partir de los datos de las fechas más cercanas. El método de interpolación más simple y más justificable es dibujar una línea recta entre los extremos del hueco de datos.

Se genera una serie nueva de fechas t'_k de manera que:

- Sean mayores que t_k ($N_{price} > N'_{price}$),
- Exista la misma distancia temporal ($t'_{k+1} - t'_k = 1 \text{ día}$),

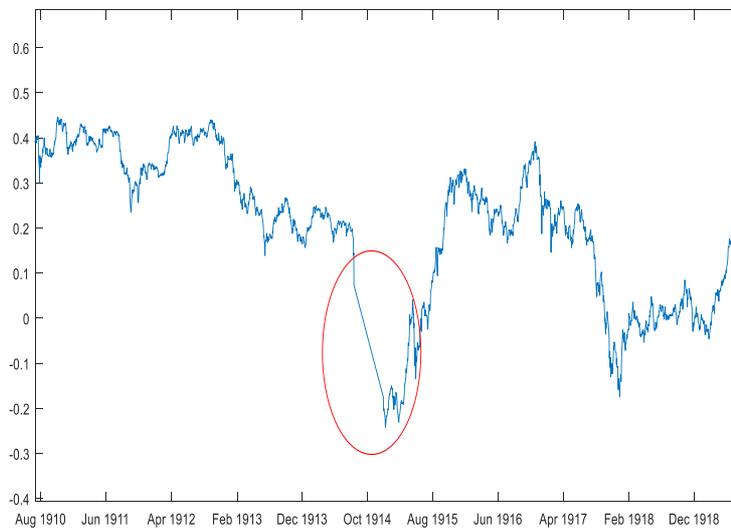


- Estén comprendidas entre estos mismos límites t_k ($t'_1 = t_1$ y $t'_{N_{price}} = t_{N_{price}}$)



Finalmente, se extiende la función $pretreat_{price}$ en las nuevas fechas a través de interpolación lineal como se muestra a continuación:

Ilustración 65. DJIA. Datos diarios



Fuente: Elaboración propia. Datos de Bloomberg.



Esté método tiene la ventaja de que los periodos identificados son los correctos, es decir, no requieren hacer ningún ajuste, con el inconveniente de que las líneas rectas en los huecos grandes reducen la intensidad de los ciclos más cortos.

El método que se utilizará para el tratamiento de los huecos es el primero, ya que estos huecos se generan principalmente por la ausencia de datos en los fines de semana. Este hecho en el campo del análisis de los mercados bursátiles no se entiende como que falten datos, sino que simplemente éstos datos no existen de manera que no se ve afectada la continuidad de la serie. Por esta razón no se debiera utilizar la interpolación que supone crear datos, método más apropiado para aquellas situaciones en las que no se conocen los datos pero se asume que existen.

6.3 Método de Suma de Cuatro Senos con Frecuencia Libre pero Fija

Se parte de la hipótesis de que las series de datos funcionales que se corresponden con los precios de los índices bajo análisis se puede representar a través de una suma limitada de senos. En concreto, el método que se aplicará consiste en la suma de cuatro senos, ya que es el número de senos óptimo que permite obtener una representación del precio sin generar un problema de optimización difícil de solucionar, como así sería en caso de incluir un número superior de senos.

Como diferencias con respecto a la Transformada Discreta de Fourier, cabe destacar que no se pretende obtener una suma infinita de senos, sino que se trata de obtener la mejor representación del precio a través de exactamente cuatro senos. Esto permite tener



como punto de partida el desconocimiento de las frecuencias de los senos, es decir, no se está limitado al tamaño de la muestra de la serie de datos y por tanto, se podrá obtener senos con un periodo superior al tamaño de la muestra así como senos con un periodo que no necesariamente sea divisor del tamaño de la muestra.

La función objetivo es aquella a través de la cual se obtiene la representación más fiel posible de los datos, minimizando error, como puede definirse a continuación:

$$sum4SineModel_{price}(t) = \sum_{i=1}^4 a_i \sin(b_i t + c_i)$$

$$\min_{a_i, b_i, c_i, i=1,2,3,4} \left[\sum_{k=1}^{N_{price}} \left(pretreat_{price}(t_k) - \sum_{i=1}^4 a_i \sin(b_i t_k + c_i) \right)^2 \right]$$

Es decir, el objetivo es minimizar la suma de errores cuadrados (*Sum of Square Errors* o “SSE”):

$$SSE(pretreat_{price}, sum4SineModel_{price})$$

$$= \sum_{k=1}^{N_{price}} \left(pretreat_{price}(t_k) - \sum_{i=1}^4 a_i \sin(b_i t_k + c_i) \right)^2$$

Esta suma limitada de senos permite obtener un modelo más flexible que la Transformada Discreta de Fourier ya que (i) la primera senoide no estará necesariamente asociada a un ciclo de duración igual o menor a T (el horizonte temporal que se cubre con la muestra de datos), es decir, que se podrá detectar ciclos de periodo



más amplio que T , y (ii) no necesariamente los otros senos identificados serán divisores de T .

El modelo se aplicará a los logaritmos de los cierres diarios sin tendencia de los índices DJIA, Ibex 35, DAX y Nasdaq como se ha descrito con anterioridad y cuya representación se ha incluido en ese mismo apartado del presente trabajo.

Para poder valorar los resultados se calcula también el error cuadrático medio (*Root-Mean-Square Error* o "RMSE"), ya que mientras el objetivo de minimizar SSE es más asequible desde el punto de vista matemático, también es cierto que cuantos más datos haya, mayor será el SSE, por lo que la comparativa de resultados entre índices se verá afectada. Sin embargo, la medida RMSE no depende del volumen de datos.

$$RMSE(\text{pretreat}_{price}, \text{sum4SineModel}_{price}) = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^{N_{price}} (\text{pretreat}_{price}(t_k) - \sum_{i=1}^4 a_i \sin(b_i t_k + c_i))^2}{N_{price}}}$$

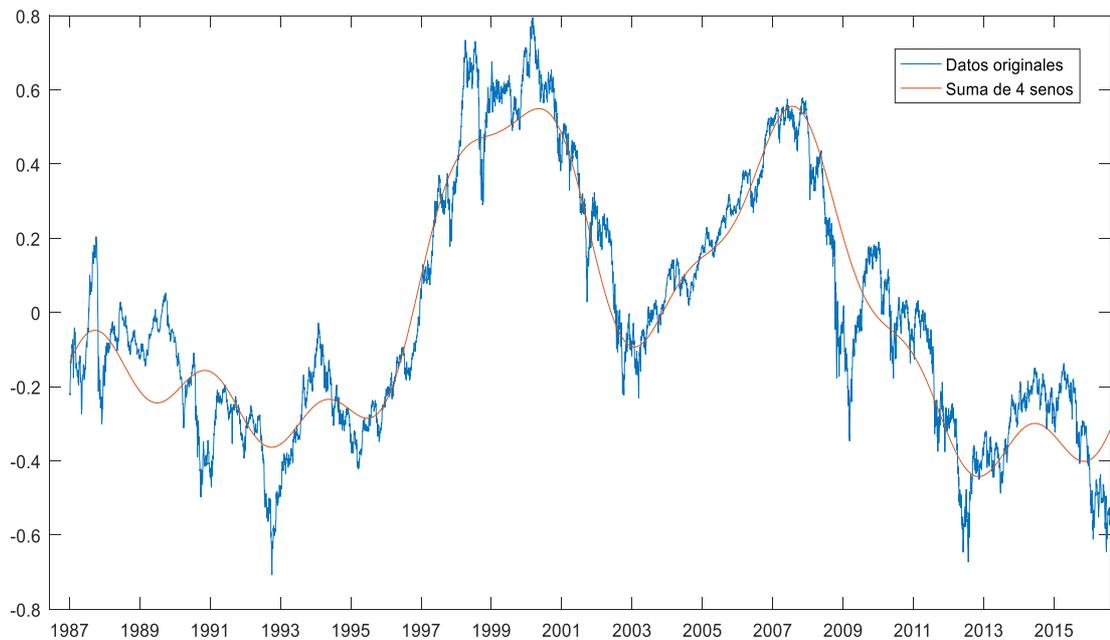
Se resolverá el problema de los huecos de DJIA principalmente a través del cálculo de un factor de compresión que permita conocer la relación que existe entre el número de días de negociación de la bolsa y el número de días del calendario para así poder obtener el periodo en base a días naturales.



6.3.1 Ibex 35

Al aplicar el modelo de suma de senos de frecuencia libre, tras eliminar la tendencia, los resultados que se obtienen se reflejan a continuación:

Ilustración 66. Representación del índice Ibex 35 desde los comienzos de su cotización, en base logarítmica y sin tendencia vs representación del Ibex 35 a través de 4 senos de frecuencia libre



Fuente: Elaboración propia.

El modelo identifica un nivel óptimo de parámetros para la suma de cuatro senos con un periodo de 28.1 años (intensidad de 0.326), de 9.6 años (intensidad de 0.266), de 6.79

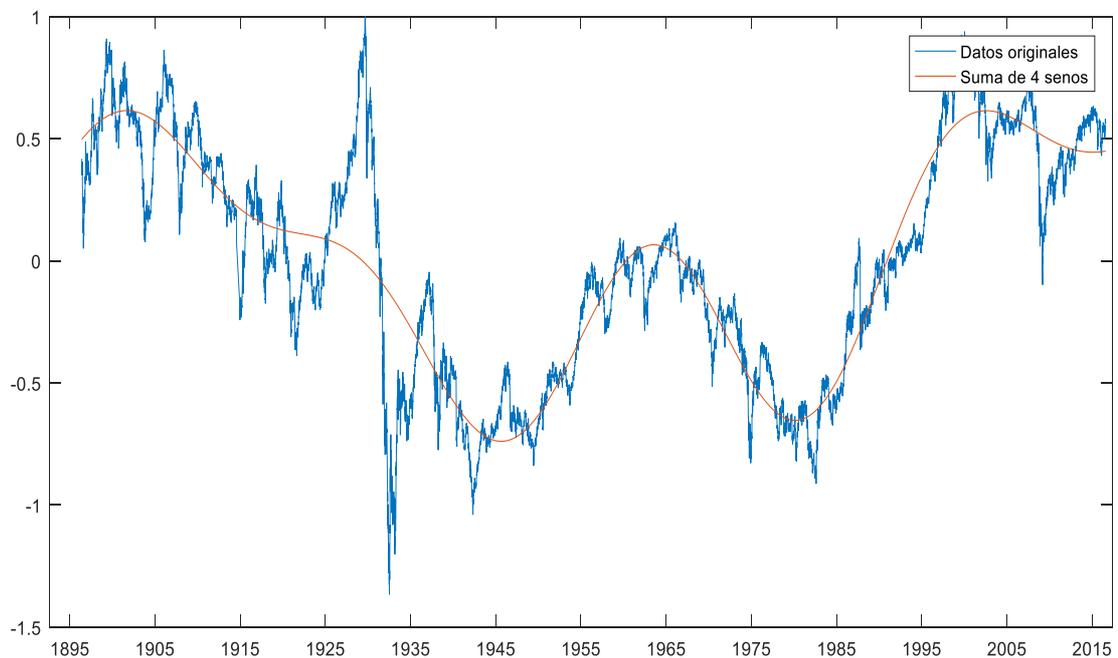


años (intensidad de 0.115) y 3.35 años (intensidad de 0.326). La suma de errores cuadrados es baja, de 89.8 y la desviación cuadrática respecto de la media es de 0.110.

6.3.2 Dow Jones Industrial Average

Al aplicar el modelo de suma de senos de frecuencia libre a los logaritmos de los precios diarios tras eliminar la tendencia, los resultados que se obtienen se reflejan a continuación:

Ilustración 67. Representación gráfica del índice DJIA desde los comienzos de su cotización, en base logarítmica y sin tendencia vs representación del DJIA a través de 4 senos de frecuencia libre



Fuente: Elaboración propia.

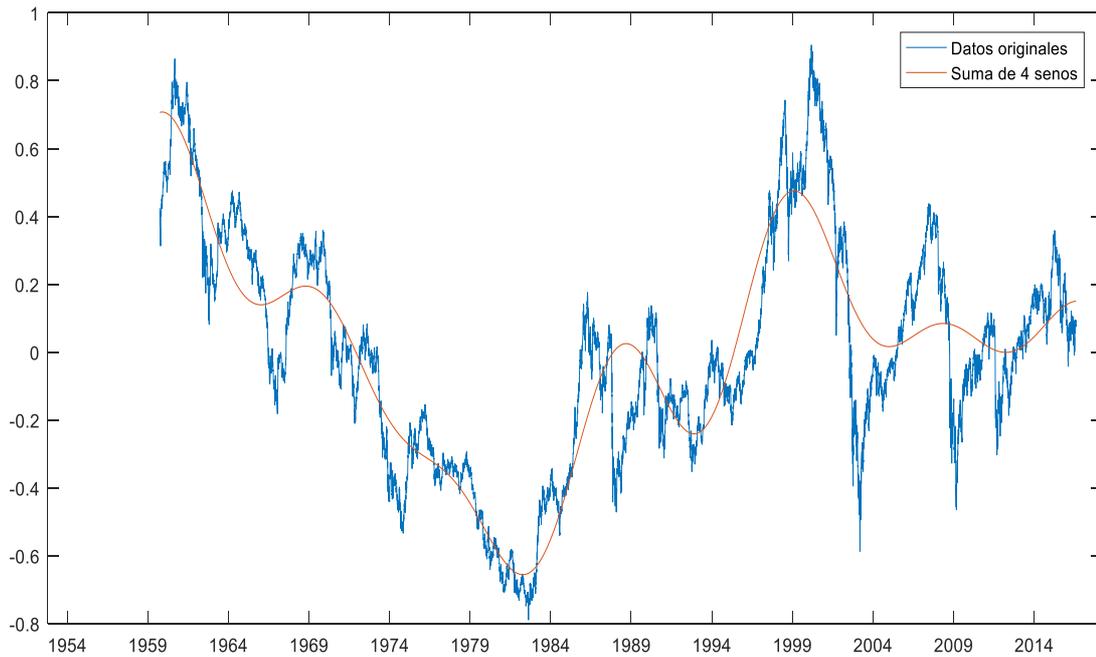
El modelo identifica un nivel óptimo de parámetros para la suma de cuatro senos con un periodo de 123 años (intensidad de 0.488), de 76.7 años (0.488), de 47 años (intensidad de 0.261) y de 32.5 años (intensidad de 0.247). La suma de errores cuadrados es igual a 1215 y la desviación cuadrática respecto de la media es de 0.201.

6.3.3 DAX

Al aplicar el modelo de suma de senos de frecuencia libre a los logaritmos de los precios diarios tras eliminar la tendencia, los resultados que se obtienen se reflejan a continuación:



Ilustración 68. Representación gráfica del índice DAX desde los comienzos de su cotización, en base logarítmica y sin tendencia vs representación del DAX a través de 4 senos de frecuencia libre



Fuente: Elaboración propia.

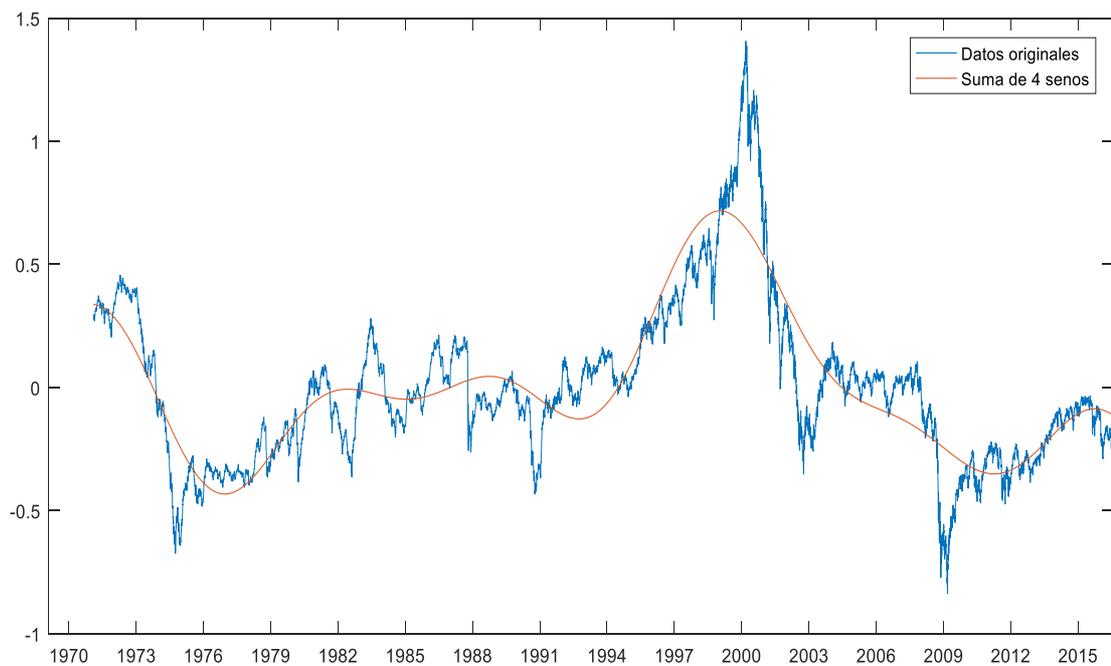
El modelo identifica un nivel óptimo de parámetros para la suma de cuatro senos con un periodo de 58.4 años (intensidad de 0.254), de 33.6 años (0.255), de 9.74 años (intensidad de 0.137) y de 13.3 años (intensidad de 0.254). La suma de errores cuadrados es igual a 337 y la desviación cuadrática respecto de la media es de 0.154.



6.3.4 Nasdaq

Al aplicar el modelo de suma de senos de frecuencia libre, tras eliminar la tendencia, los resultados que se obtienen se reflejan a continuación:

Ilustración 69. Representación gráfica del índice Nasdaq desde los comienzos de su cotización, en base logarítmica y sin tendencia vs representación del Nasdaq a través de 4 senos de frecuencia libre



Fuente: Elaboración propia.

El modelo identifica un nivel óptimo de parámetros para la suma de cuatro senos con un periodo de 57.9 años (intensidad de 0.131), de 33.4 años (0.305), de 15.2 años (0.245) y

de 8.97 años (intensidad de 0.131). La suma de errores cuadrados es igual a 281 y la desviación cuadrática respecto de la media es igual a 0.157.

6.4 Método de Suma de Cuatro Senos de Frecuencia Libre y Variable

La apreciación empírica pone de manifiesto que los periodos de los ciclos no se mantienen constantes, sino que varían a lo largo del tiempo. Esto responde al Principio de Variación expuesto en el capítulo tercero del presente trabajo y es coherente con el funcionamiento intrínseco de los mercados bursátiles, donde los patrones que pudieran ser identificados se ven afectados por la anticipación de los participantes en los mercados. Esta posibilidad de variación en los periodos no se da en la Transformada Discreta de Fourier ni en el modelo Suma de Cuatro Senos de Frecuencia Libre, pues ambos métodos asumen que las frecuencias se mantienen constantes a lo largo del horizonte temporal bajo análisis.

Para mejorar la representación del precio se ha añadido flexibilidad al Método de Suma de Senos de Frecuencia Libre de manera que se permita que exista variación en las frecuencias. Se parte de las frecuencias fijas obtenidas en dicho modelo b_i y se las permite que varíen dentro de un intervalo delimitado $[b_i(1 - \Delta); b_i(1 + \Delta)]$ para ayudar a encontrar las frecuencias variables $B_i(t)$.

$$\min_{a_i, B_i, c_i, i=1,2,3,4} \left[\sum_{k=1}^{N_{price}} \left(pretreat_{price}(t_k) - \sum_{i=1}^4 a_i \sin(B_i(t_k)t_k + c_i) \right)^2 \right]$$

Con restricción:



$$b_i(1 - \Delta) \leq B_i(t_k) \leq b_i(1 + \Delta), \quad i = 1,2,3,4 \text{ and } k = 1, \dots, N_{price}$$

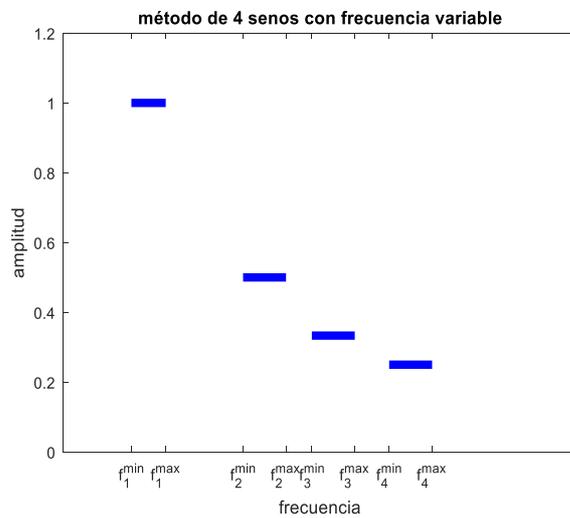
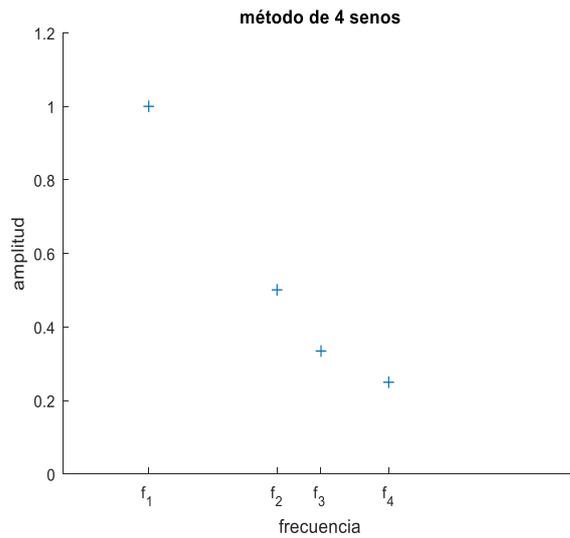
El valor de Δ es el porcentaje de variación máximo posible de manera que los intervalos $[b_i(1 - \Delta); b_i(1 + \Delta)]$ no se toquen en el espectro.

$$\max_{\Delta} \left\{ \Delta \mid \bigcap_{i=1}^4 [b_i(1 - \Delta); b_i(1 + \Delta)] = \emptyset \right\}$$

La variación permitida de la frecuencia debe estar limitada ya que a cada seno le corresponde un rango de frecuencia (no una sola frecuencia como en Fourier o en Suma de Cuatro Senos de Frecuencia Libre) y se debe evitar que el rango de frecuencia que le corresponde a un seno pueda confundirse o “solaparse” con el rango de frecuencia de otro seno. Es decir: $f_i^{max} \leq f_{i+1}^{min}$.



Ilustración 70. Ejemplo de resultado a través de Suma de Cuatro Senos de Frecuencia Libre o a través de Suma de los Cuatro Primeros Senos de la Transformada Discreta de Fourier vs Suma de Cuatro Senos de Frecuencia Libre y Variable



Fuente: Elaboración propia. Datos de Bloomberg.

Para que estos rangos de frecuencia o intervalos no se confundan, necesitamos:



$$\Delta = \min_i \left(\frac{f_{i+1} - f_i}{f_{i+1} + f_i} \right)$$

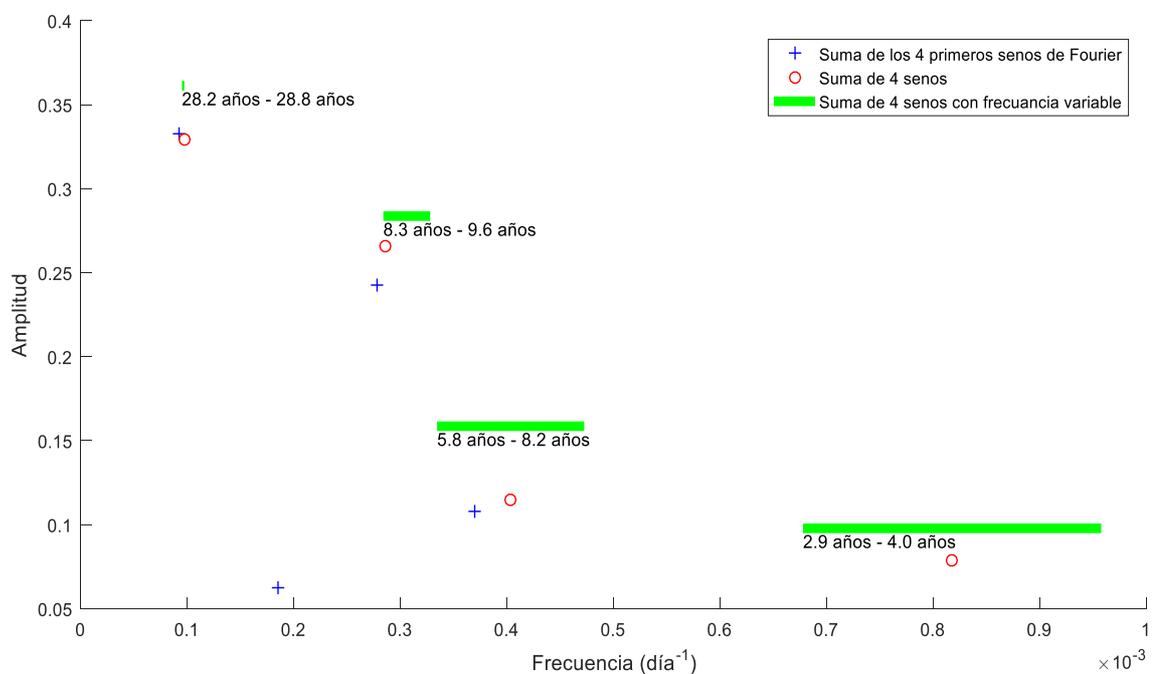
De acuerdo con esta condición, el valor de Δ o la máxima variación de la frecuencia permitida para cada índice es del 18.31% en el DJIA, de 21.62% en el Nasdaq, de 17.12% en el Ibex-35 y del 15.5% en el DAX. Como se ha expuesto en los párrafos anteriores, estas variaciones, que se han obtenido a través de la fórmula anterior y al incorporarse ofrecen una mejor representación del precio, son la máxima variación permitida por el modelo para evitar que exista confusión o solapamiento entre los periodos identificados.

A continuación, se muestran los espectros que contienen los resultados obtenidos para el Ibex 35, *Dow Jones Industrial Average*, Nasdaq y Dax, en base logarítmica y sin tendencia, tras la aplicación de la suma de los primeros cuatro senos que se obtienen a través de la Transformada Discreta de Fourier, a través de la Suma de Cuatro Senos de Frecuencia Libre pero Fija y a través de la Suma de Cuatro Senos de Frecuencia Libre y Variable.



6.4.1 Ibex 35

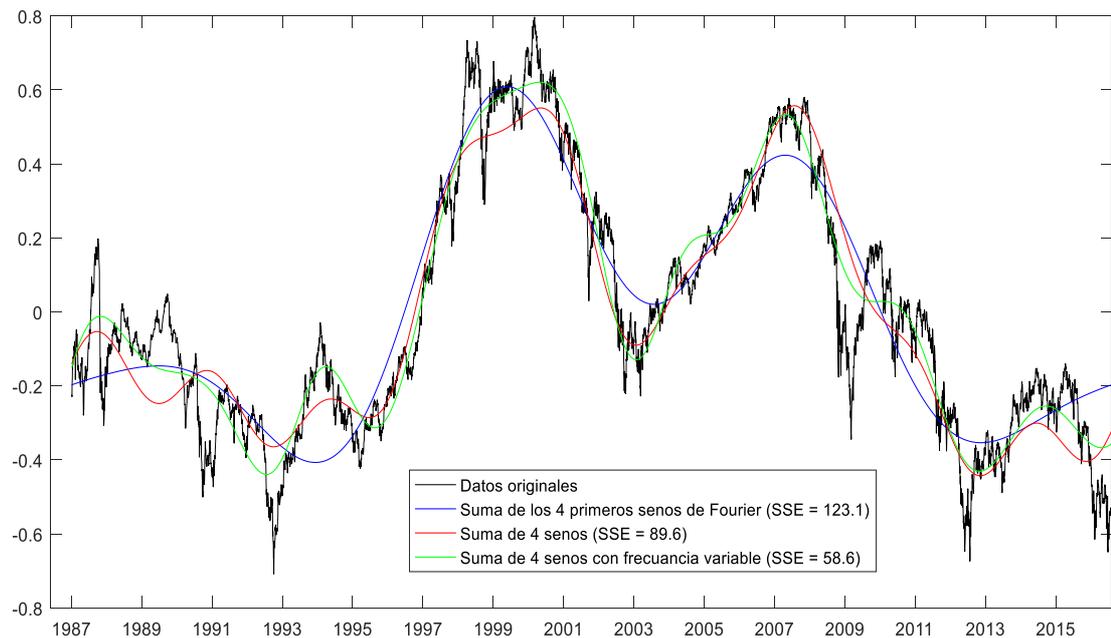
Ilustración 71. Espectro que indica los cuatro primeros senos de la Transformada Discreta de Fourier, Suma de Cuatro Senos de Frecuencia Libre pero Fija y Suma de Cuatro Senos de Frecuencia Libre y Variable para el Ibex 35 en base logarítmica y sin tendencia



Fuente: Elaboración propia. Datos de Bloomberg.



Ilustración 72. Representación del Ibx 35 en base logarítmica y sin tendencia, así como de la suma de los primeros cuatro senos de la Transformada Discreta de Fourier, la Suma de Cuatro Senos de Frecuencia Libre pero Fija y de la Suma de Cuatro Senos de Frecuencia Libre y Variable



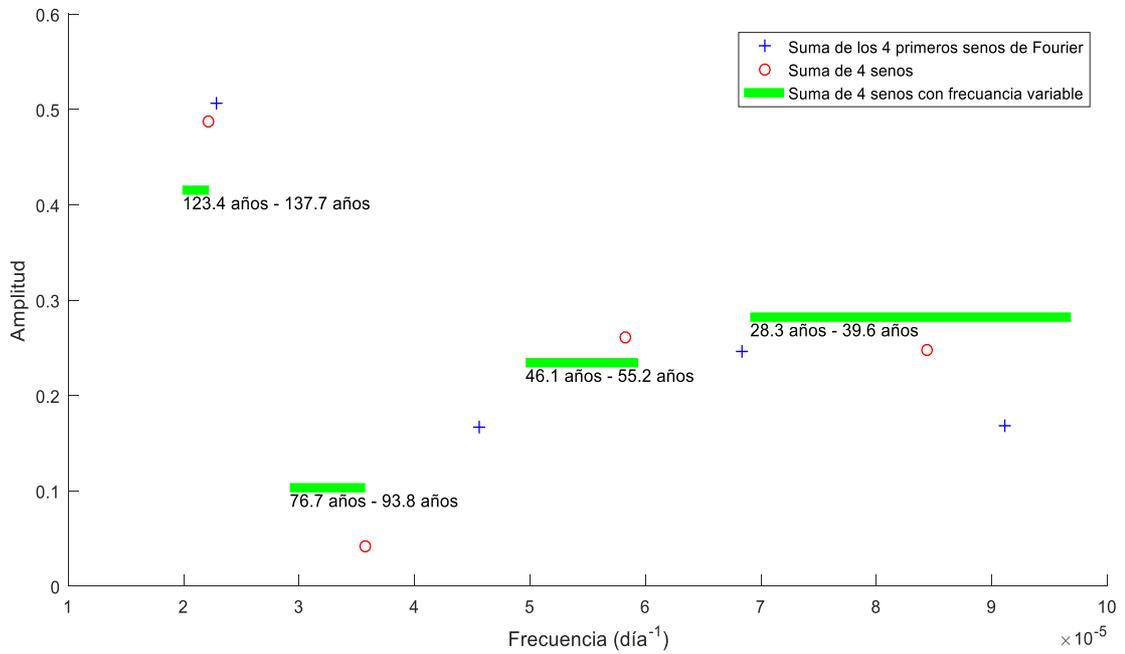
Fuente: Elaboración propia. Datos de Bloomberg.

El en gráfico anterior se indica la suma de errores cuadrados de cada uno de los tres métodos, siendo la Suma de Cuatro Senos Libres y Variables el que obtiene un resultado más bajo de SSE. Se advierte que aunque este modelo tiene menos error, no se puede concluir que el ajuste sea mejor, ya que existen otros parámetros a considerar.



6.4.2 Dow Jones Industrial Average

Ilustración 73. Espectro que indica los cuatro primeros senos de la Transformada Discreta de Fourier, Suma de Cuatro Senos de Frecuencia Libre pero Fija y Suma de Cuatro Senos de Frecuencia Libre y Variable para el *Dow Jones Industrial Average* en base logarítmica y sin tendencia



Fuente: Elaboración propia. Datos de Bloomberg.



Ilustración 74. Representación del DJIA en base logarítmica y sin tendencia, así como de la suma de los primeros cuatro senos de la Transformada Discreta de Fourier, la Suma de Cuatro Senos de Frecuencia Libre pero Fija y de la Suma de Cuatro Senos de Frecuencia Libre y Variable



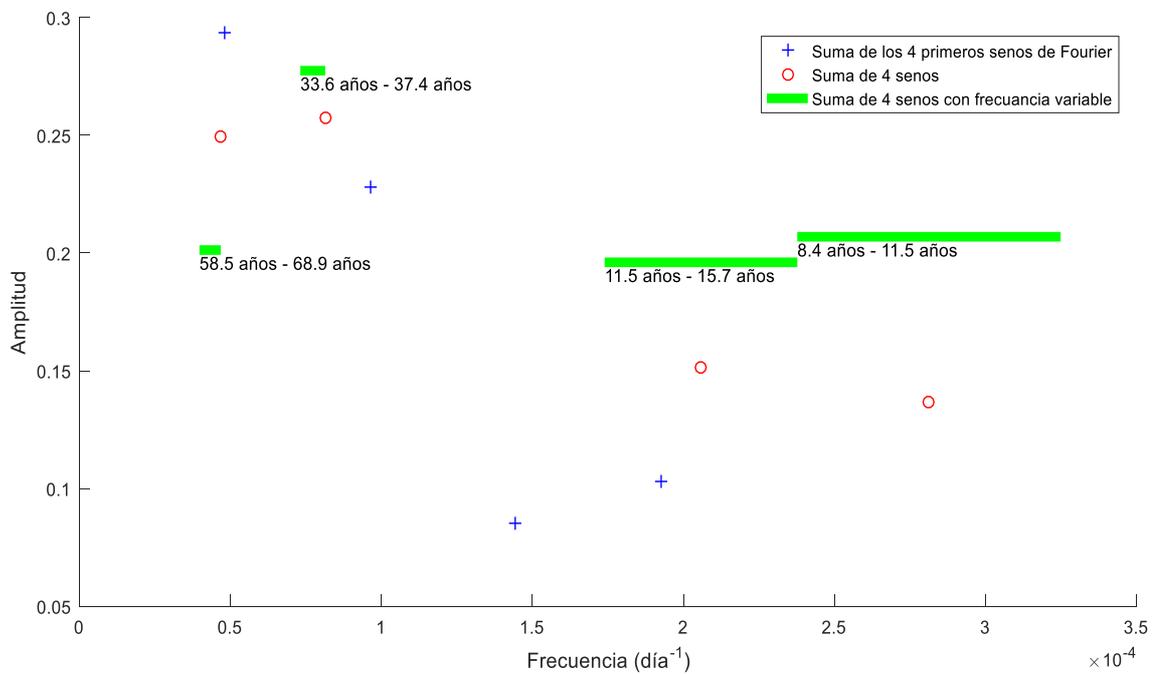
Fuente: Elaboración propia. Datos de Bloomberg.

Al igual que sucedía con el Ibex 35, para el *Dow Jones Industrial Average* el SSE de Suma de Cuatro Senos Libres y Variables es el más bajo de entre todos los métodos utilizados. En la misma línea que lo expuesto para el Ibex 35, aunque este modelo tiene menos error, no se puede concluir que el ajuste sea mejor, ya que existen otros parámetros a considerar.



6.4.3 Dax

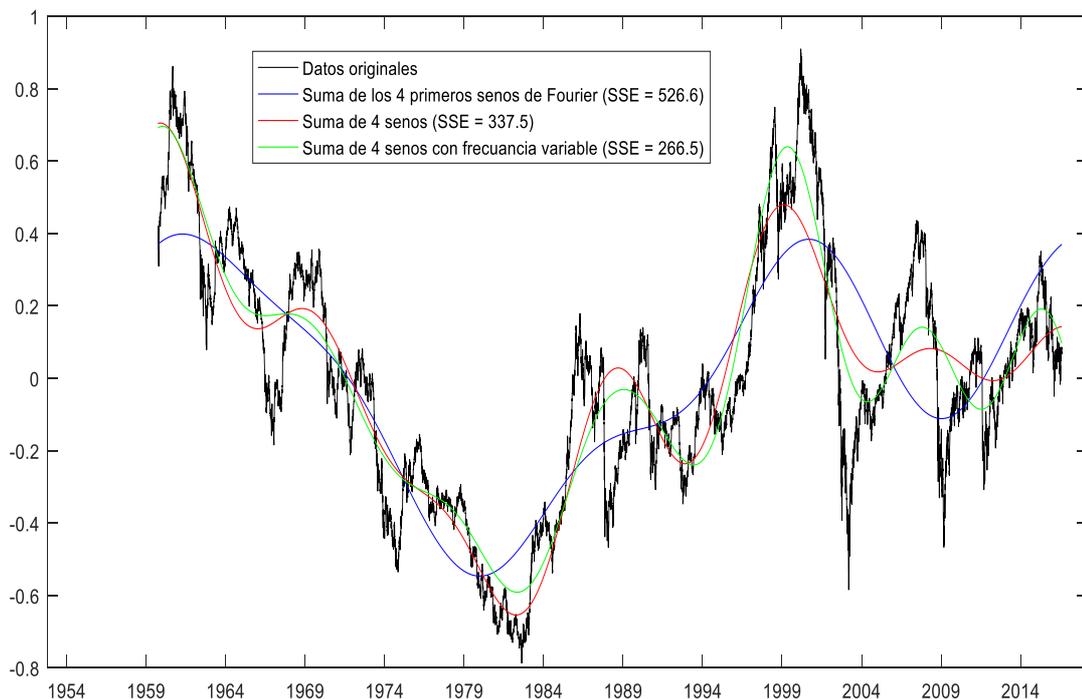
Ilustración 75. Espectro que indica los cuatro primeros senos de la Transformada Discreta de Fourier, Suma de Cuatro Senos de Frecuencia Libre pero Fija y Suma de Cuatro Senos de Frecuencia Libre y Variable para el Dax en base logarítmica y sin tendencia



Fuente: Elaboración propia. Datos de Bloomberg.



Ilustración 76. Representación del Dax en base logarítmica y sin tendencia, así como de la suma de los primeros cuatro senos de la Transformada Discreta de Fourier, la Suma de Cuatro Senos de Frecuencia Libre pero Fija y de la Suma de Cuatro Senos de Frecuencia Libre y Variable



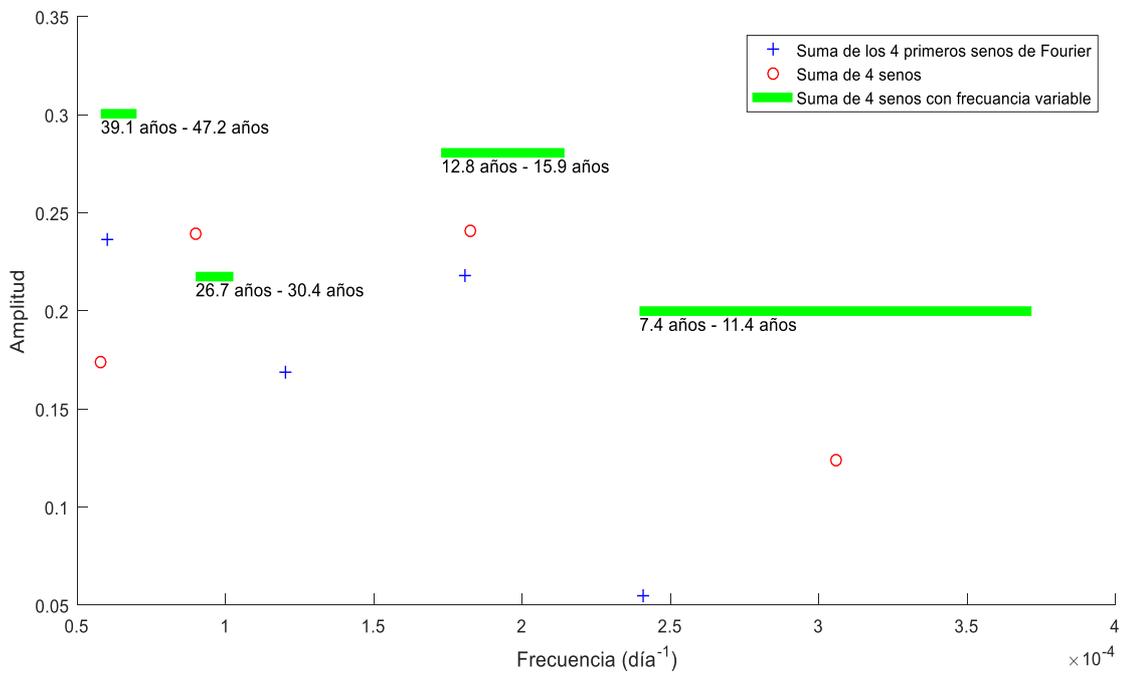
Fuente: Elaboración propia. Datos de Bloomberg.

El comentario para el DAX es el mismo que para los otros índices analizados. La SSE es más baja si se permite variación en el periodo a través del método Suma de Cuatro Senos de Frecuencia Libre y Variable.



6.4.4 Nasdaq

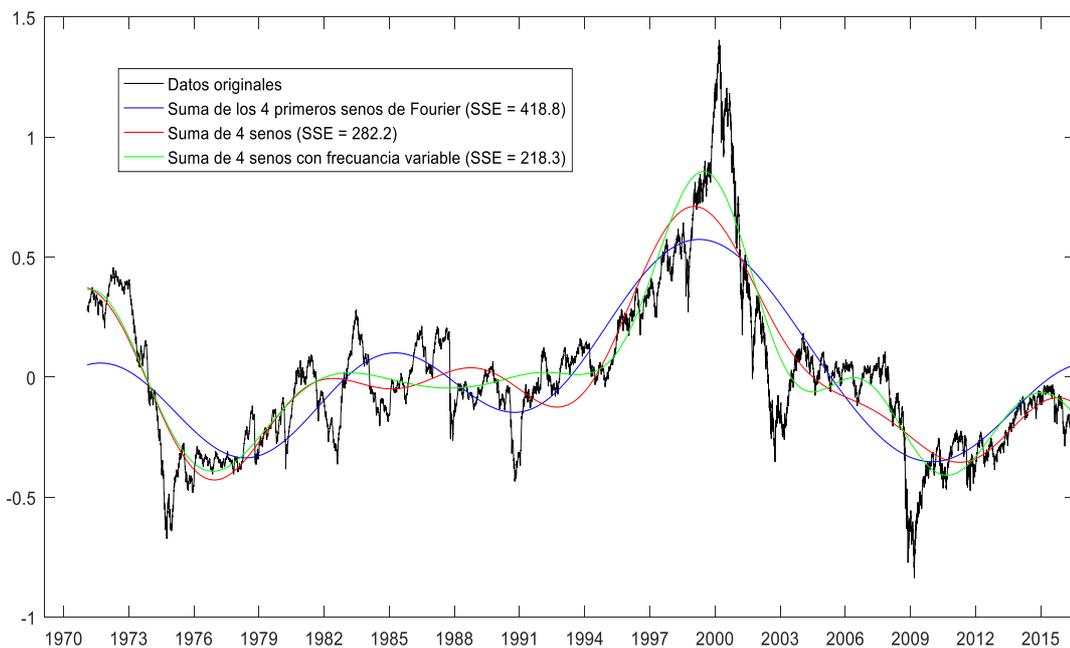
Ilustración 77. Espectro que indica los cuatro primeros senos de la Transformada Discreta de Fourier, Suma de Cuatro Senos de Frecuencia Libre pero Fija y Suma de Cuatro Senos de Frecuencia Libre y Variable para el Nasdaq en base logarítmica y sin tendencia



Fuente: Elaboración propia. Datos de Bloomberg.



Ilustración 78. Representación del Nasdaq en base logarítmica y sin tendencia, así como de la suma de los primeros cuatro senos de la Transformada Discreta de Fourier, la Suma de Cuatro Senos de Frecuencia Libre pero Fija y de la Suma de Cuatro Senos de Frecuencia Libre y Variable



Fuente: Elaboración propia. Datos de Bloomberg.

El en gráfico anterior se indica la suma de errores cuadrados de cada uno de los tres métodos, siendo la Suma de Cuatro Senos Libres y Variables el modelo que obtiene un SSE menos, aunque no por ello se puede concluir que el ajuste sea mejor, ya que existen otros parámetros a considerar.



6.5 Modelo de la Transformada Discreta de Fourier Mejorado para Detectar Ciclos Más Cortos

La Transformada Discreta de Fourier presenta limitaciones para detectar ciclos muy largos, ya que no puede detectar ciclos con un periodo superior al tamaño de la muestra de datos T y porque no detecta ciclos cuyo periodo no sea divisor de T , por tanto, no detectaría ciclos cuyo periodo esté, por ejemplo, entre $\frac{T}{2}$ y $\frac{T}{3}$. Sin embargo, si funciona bien para ciclos de mayor frecuencia y de menor periodo, por ejemplo, los ciclos de periodo $\frac{T}{4}$, ya que la diferencia temporal entre los periodos de ciclos de gran frecuencia es pequeña, por lo que Fourier sería capaz de detectar cualquier periodicidad.

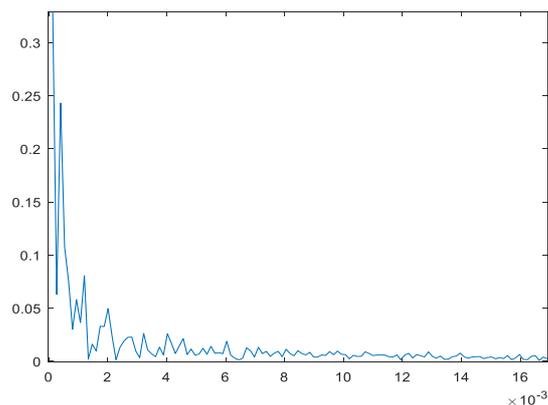
En cuanto a su representación a través del espectro, la Transformada Discreta de Fourier tiende a mostrar como más intensos los ciclos de frecuencia más pequeña, es decir, los ciclos más largos. Esto se explica porque cuanto mayor sea el periodo más tiempo hay para desarrollar un movimiento y registrar una mayor amplitud, lo cual no implica necesariamente que ese ciclo sea más importante. De hecho, puede darse el caso de que ciclos de periodo más corto sean más importantes en términos de amplitud en proporción a su periodo (por ejemplo, en términos de rentabilidad anual), como sucedió con el movimiento iniciado en octubre de 2008, cuando el *Dow Jones Industrial Average* perdió un tercio de su valor en sólo ocho sesiones y la mitad de su valor en los cinco meses siguientes. Sin embargo, estos ciclos de periodo más corto, debido a su limitación temporal, tienen una amplitud inferior frente a la de ciclos de periodo más amplio, de



manera que en el espectro se muestran discriminados frente a los ciclos de periodos amplios.

Para mitigar este efecto, se ha eliminado la tendencia del espectro de manera que se obtengan resultados que permitan identificar con claridad los ciclos más importantes, independientemente de la frecuencia. El resultado no supone modificar los periodos resultantes del espectro, sino que los ciclos cortos se muestren claramente, y aunque su apariencia parezca no presentar resultados claros, lo cierto es que sí permite identificar ciclos, resultados cuya robustez se pone de manifiesto al coincidir las periodicidades entre los distintos índices analizados así como con las periodicidades identificadas y demostradas previamente por otros autores.

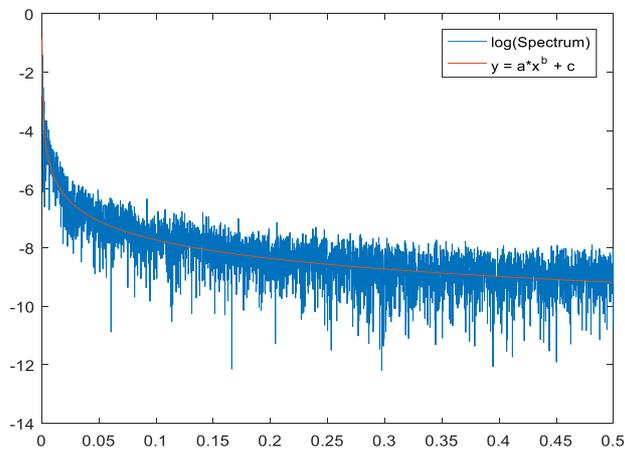
Ilustración 79. Representación del espectro de la Transformada Discreta de Fourier aplicada a un índice bursátil, que tiende a favorecer las frecuencias pequeñas (periodos largos)



Fuente: Elaboración propia.



Ilustración 80. Representación del espectro de un índice bursátil en base logarítmica

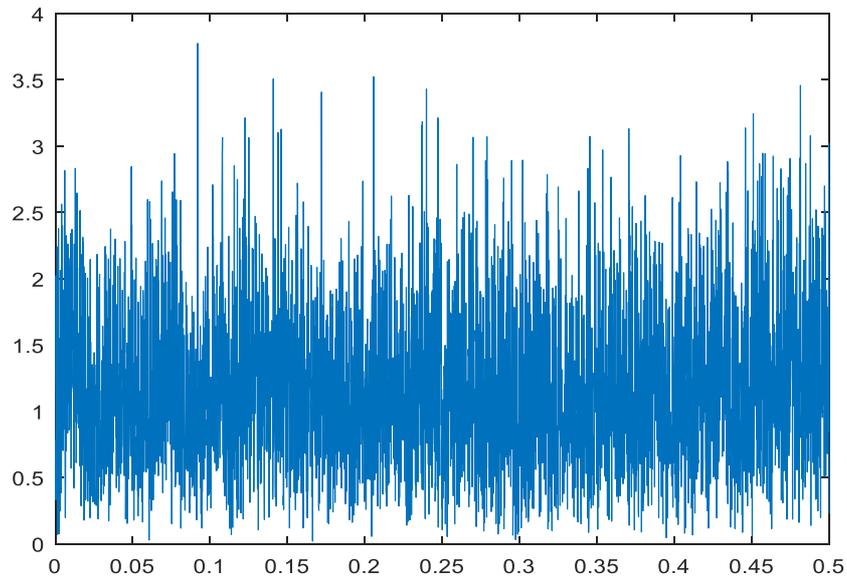


Fuente: Elaboración propia.

Quando se aplica el logaritmo al espectro, se aprecia una tendencia decreciente que se puede eliminar y cuya ecuación es $y = a * x^b + c$. Esto da como resultado un espectro que todavía varía mucho pero que es mucho más uniforme, sin favorecer a las frecuencias cortas, permitiendo identificar los ciclos cortos más relevantes.



**Ilustración 81. Representación del espectro de cualquier índice bursátil en base
logarítmica y sin tendencia**



Fuente: Elaboración propia.

Tras la aplicación de este modelo a los cuatro índices bajo análisis, se presentan los resultados de acuerdo a los siguientes criterios (salvo para el DJIA, que tiene un horizonte temporal mucho más largo, por lo que se amplía el análisis para incluir ciclos a partir de 40 años):



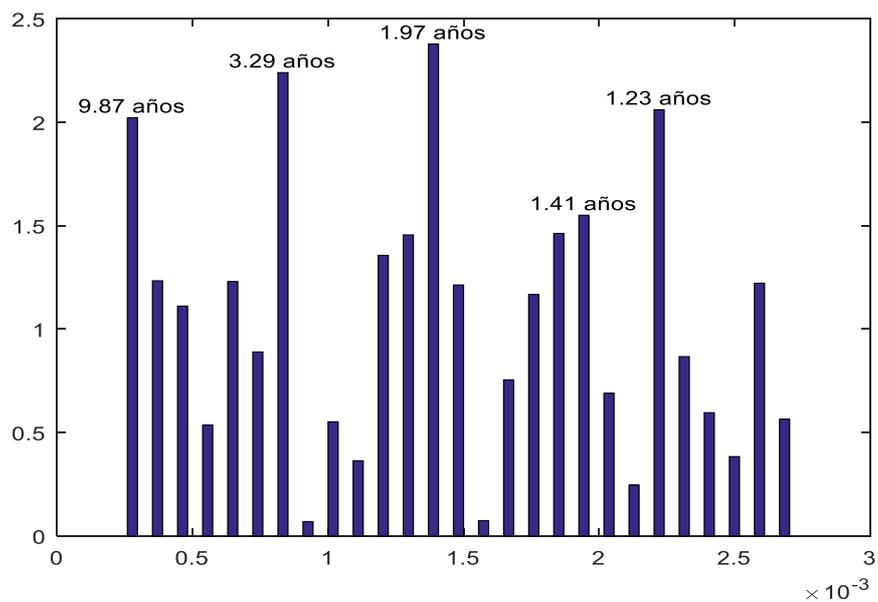
- los ciclos de más de 1 año y menos de 10
- los ciclos de más de 1 mes y menos de 1 año
- los ciclos de menos de 1 mes

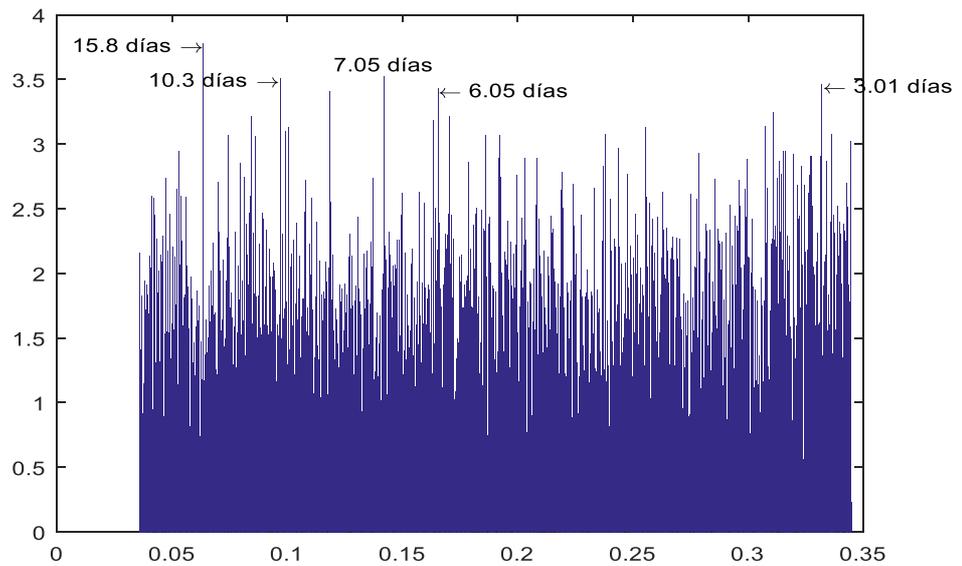
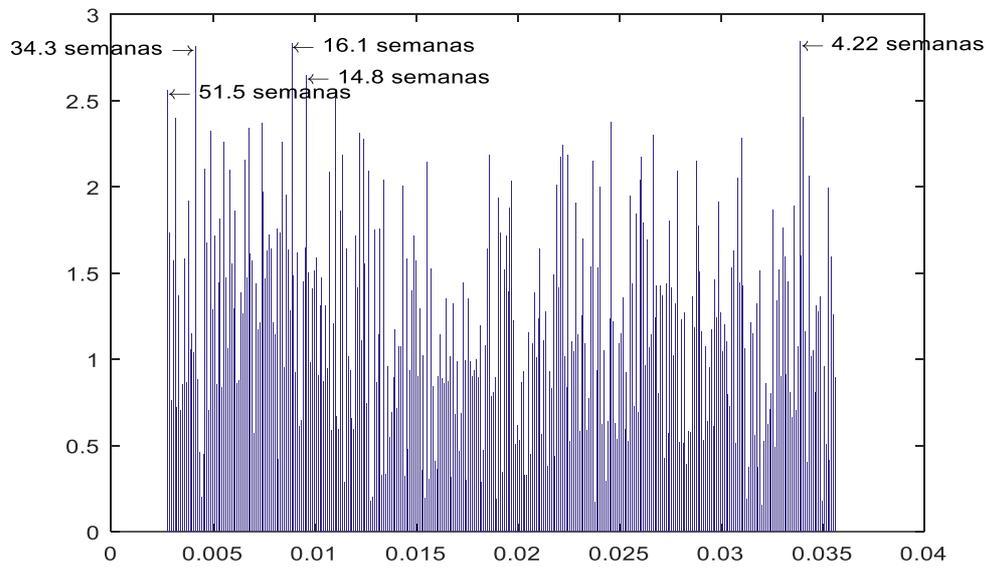
6.5.1 Ibex 35

Los periodos identificados a través de la Transformada Discreta de Fourier Modificada son los siguientes:

- ciclos de 9.87, 3.29, 1.97, 1.41, y 1.23 años;
- ciclos de 51.5, 34.3, 16.1, 14.8 semanas, y 29.5 días y
- ciclos de 15.8, 10.3, 7.05, 6.05, 3.01 días.

Ilustración 82. Espectro del Ibex 35 ajustado sin tendencia y con factor de compresión para corregir los 'huecos' de datos





Fuente: Elaboración propia. Datos de Bloomberg.

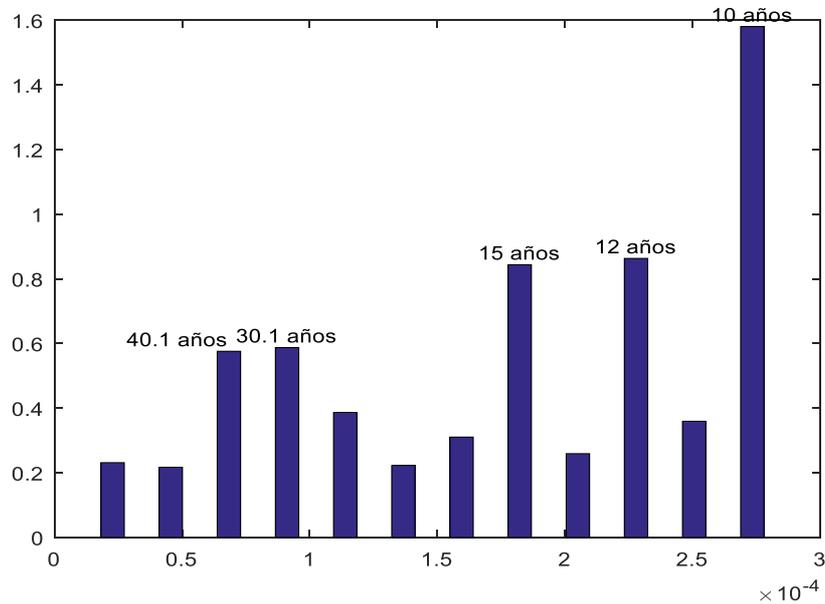


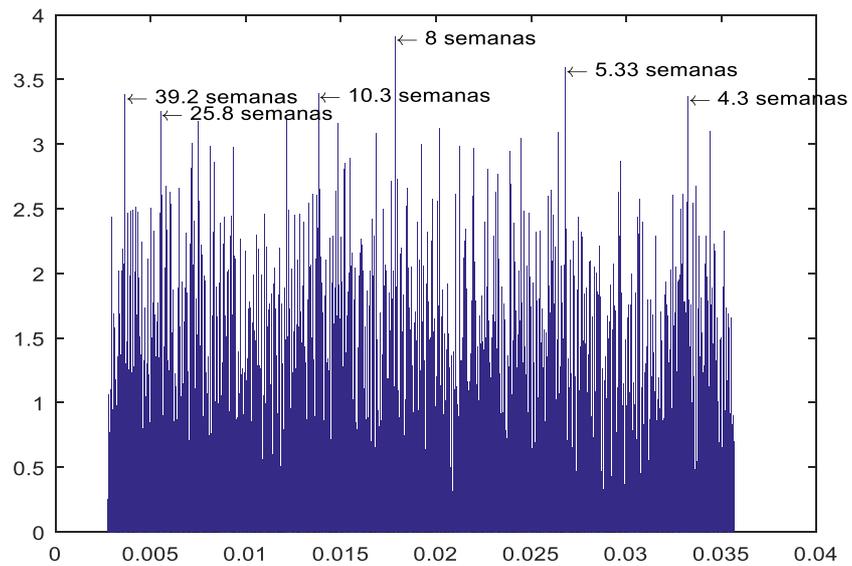
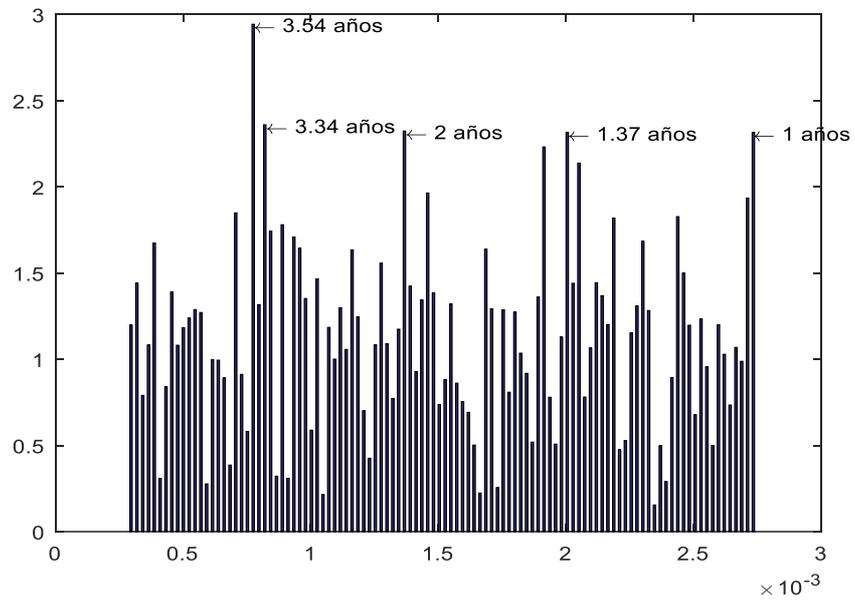
6.5.2 Dow Jones Industrial Average

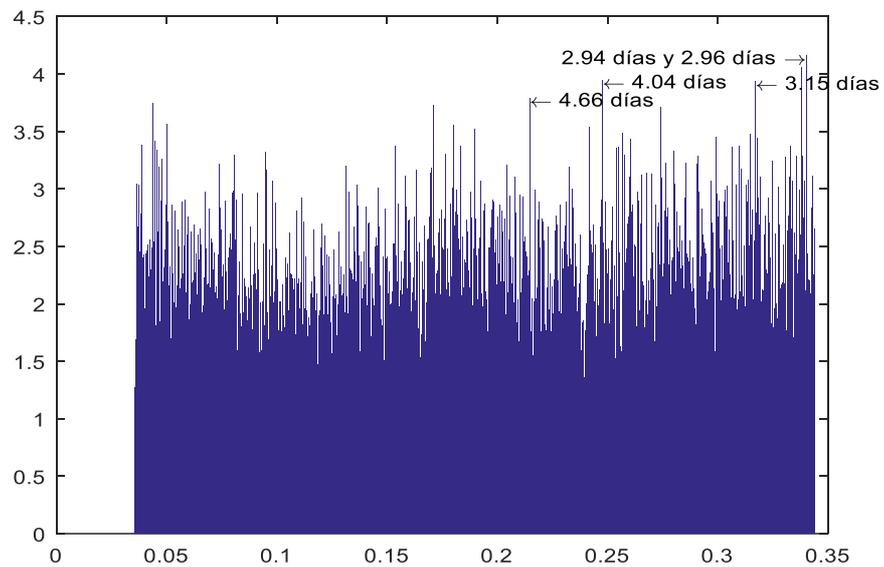
Los periodos identificados a través de la Transformada Discreta de Fourier Modificada son los siguientes:

- ciclos de 40.1, 30.1, 15, 12, y 10 años;
- ciclos de 3.54, 3.34, 2, 1.37, y 1 años
- ciclos de 39.2 semanas, 25.8 semanas, 10.3 semanas, 8, 5.33 y 4.3 semanas;
- ciclos de 4.66, 4.04, 3.15, y 2.95 días.

Ilustración 83. Espectro del DJIA ajustado sin tendencia y con factor de compresión para corregir los 'huecos' de datos







Fuente: Elaboración propia. Datos de Bloomberg.

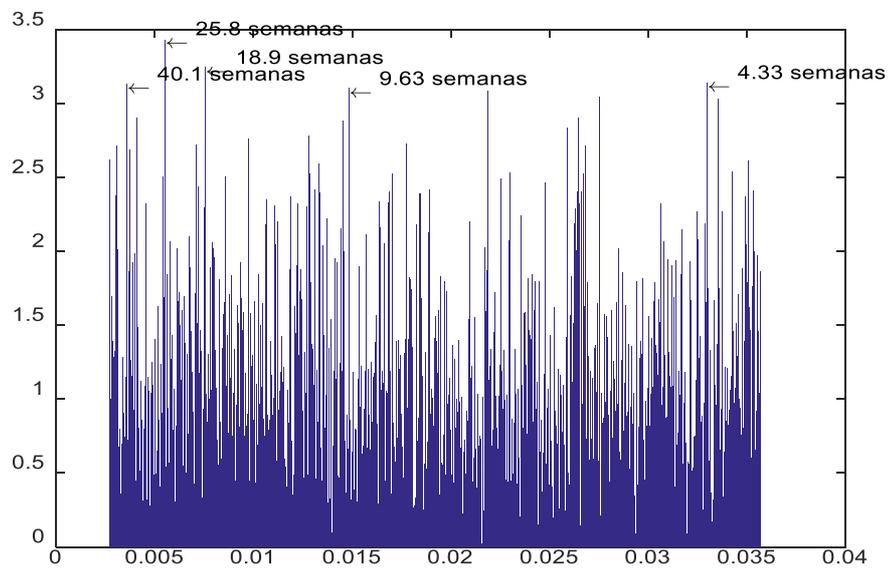
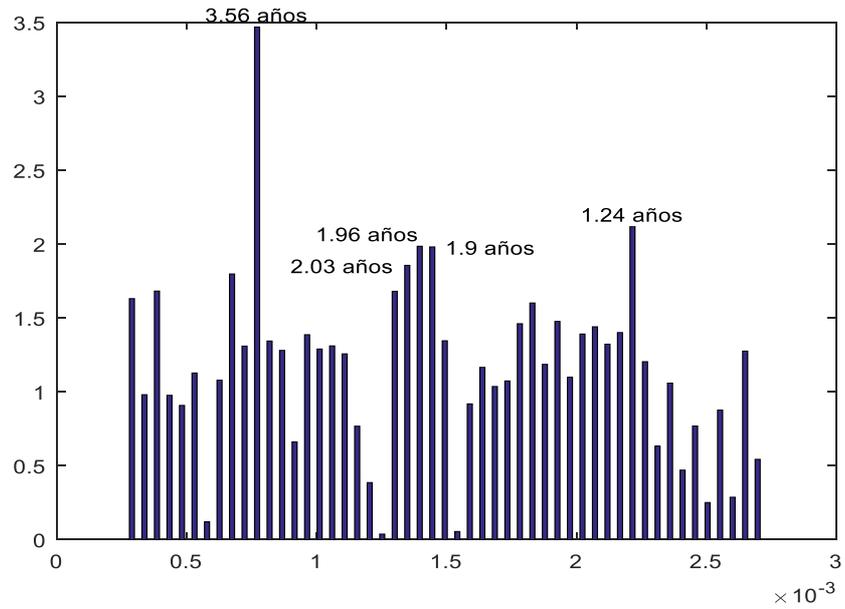
6.5.3 DAX

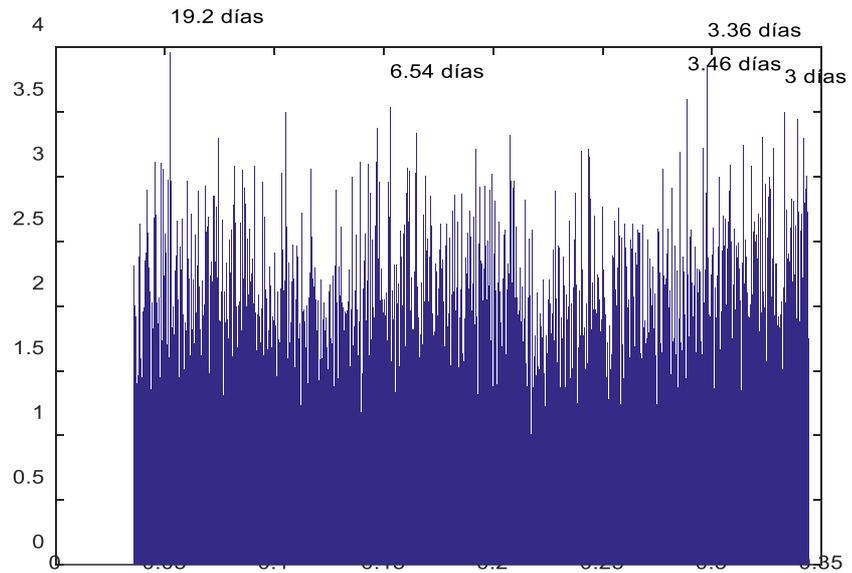
Los periodos identificados a través de la Transformada Discreta de Fourier Modificada son los siguientes:

- ciclos de 3.56, 2.03, 1.9, y 1.24 años;
- ciclos de 40.1, 25.8, 18.9, 9.63 semanas, y 30.3 días
- ciclos de 19.2, 6.54, 3.46, 3.36, y 3 días.



Ilustración 84. Espectro del DAX ajustado sin tendencia y con factor de compresión para corregir los 'huecos' de datos





Fuente: Elaboración propia. Datos de Bloomberg.

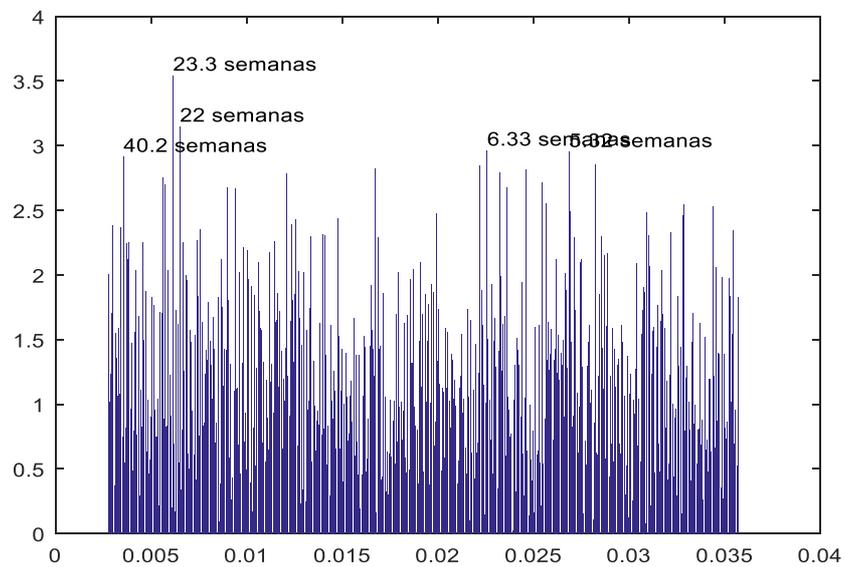
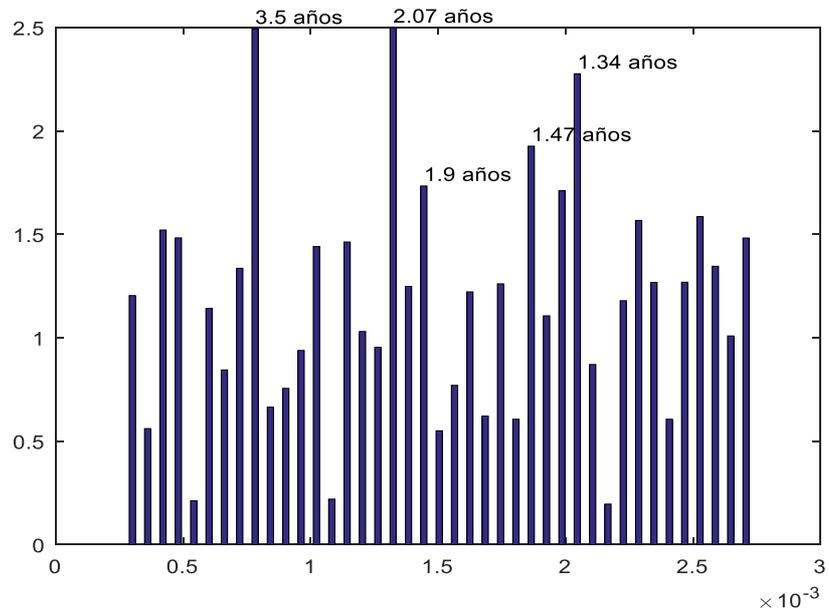
6.5.4 Nasdaq

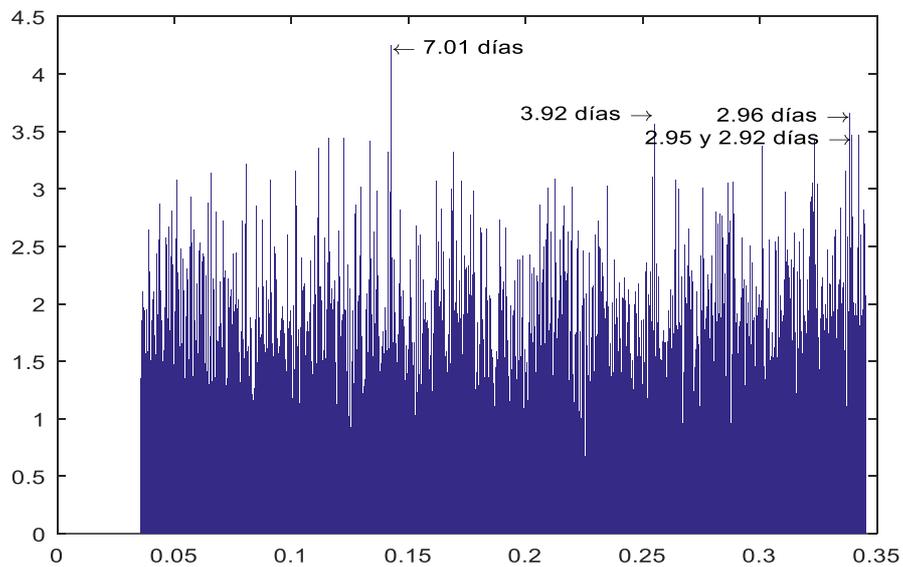
Los periodos identificados a través de la Transformada Discreta de Fourier Modificada son los siguientes:

- ciclos de 3.5, 2.07, 1.47, y 1.38 (1.34) años;
- ciclos de 23.3, 6.43, 6.15, 5.33 semanas, y 32.3 días
- ciclos de 12.9, 7, 2.26, y 2.1 días.



Ilustración 85. Espectro del Nasdaq ajustado sin tendencia y con factor de compresión para corregir los 'huecos' de datos





Fuente: Elaboración propia. Datos de Bloomberg.

6.6 El Principio de Variación: Nivel Óptimo de Variación en la Frecuencia

Como se aprecia por la experiencia, el periodo de los ciclos no es siempre el mismo sino que cabe esperar un porcentaje de variación con respecto a su predecesor y con respecto al periodo medio en un horizonte temporal reciente. Esta afirmación queda reforzada por la exposición de puntos anteriores, en los que se pone de manifiesto que la representación del precio mejora si se deja que el periodo de los senos tome no siempre el mismo valor, sino cualquiera de los valores incluidos en un rango.

De cara a hacer proyecciones de futuros giros en el mercado bursátil, no sólo se necesita conocer el periodo de las sinusoides en que se descompone el movimiento del precio, sino que además sería necesario conocer el porcentaje de fluctuación del periodo que

cabría esperar. A través de la observación empírica se podría llegar a una aproximación. El horizonte temporal bajo análisis debe ser lo suficientemente amplio como para recoger al menos 6-7 ondas sinusoidales pero no mucho más amplio ya que de acuerdo con el Principio de Variación, los parámetros que definen los ciclos cambian a lo largo del tiempo y lo interesante, de cara a hacer proyecciones, es conocer los porcentajes de variación en el periodo de los ciclos más recientes en el tiempo. En cualquier caso, advertimos que tanto el periodo como el porcentaje de variación son simplemente estimaciones en base a datos históricos y por tanto, se asume el riesgo de que no se respeten a futuro.

En los siguientes ejemplos se analiza el porcentaje de variación con respecto al periodo medio de los últimos 7 ciclos, para los siguientes periodos y mercados:

- Periodo de 23-30 días en el Ibex 35
- Periodo de 19-24 semanas para el Ibex 35
- Periodo de 3.6-4.4 años para el DJIA
- Periodo de 8.6-10.4 años para el DJIA
- Periodo de 17.5-19 años para el DJIA

Como se aprecia a continuación, el porcentaje de variación se sitúa entre un 10-30% con respecto al periodo medio de los últimos siete ciclos.



Ilustración 86. Análisis de la variación en el periodo para distintos ciclos en el Ibex 35 y en el DJIA

Ibex 35 - Ciclo de 23-30 días

Fecha Mínimo	nº (x)	Nº Días	Periodo acumulado
11/02/2016	14	22	398
24/02/2016	15	13	411
08/03/2016	16	13	424
07/04/2016	17	30	454
04/05/2016	18	27	481
14/06/2016	19	41	522
27/06/2016	20	13	535
06/07/2016	21	9	544
03/08/2016	22	28	572
22/08/2016	23	19	591
20/09/2016	24	29	620
13/10/2016	25	23	643
11/11/2016	26	29	672
05/12/2016	27	24	696
Media		23,0	
Desv. Típica		7,2	
Coef. de Variación		31%	

Ibex 35 - Ciclo de 19-24 semanas

Fecha Mínimo	nº (x)	Nº Semanas	Periodo acumulado
01/06/2012	1	0	0
16/11/2012	2	24	24
05/04/2013	3	20	44
28/06/2013	4	12	56
13/12/2013	5	24	80
21/03/2014	6	14	94
15/08/2014	7	21	115
16/01/2015	8	22	137
10/07/2015	9	25	162
25/09/2015	10	11	173
12/02/2016	11	20	193
24/06/2016	12	19	212
Media		18,9	
Desv. Típica		4,8	
Coef. de Variación		26%	



DJIA - Ciclo de 3.6-4.4 años

Fecha Mínimo	nº (x)	Nº Años	Periodo acumulado
1978	11	4	7,5
1983	12	4,5	8,5
1985	13	2	6,5
1988	14	3,5	5,5
1991	15	3	6,5
1995	16	4	7
1999	17	3,5	7,5
2003	18	4,5	8
2007	19	4	8,5
2009	20	2	6
2013	21	3,5	5,5
2017	22	4	7,5
Media		3,6	
Desv. Típica		0,8	
Coef. de Variación		22%	

DJIA - Ciclo de 8.6-10.4 años

Fecha Mínimo	nº (x)	Nº Años	Periodo acumulado
1932	0	0,0	0
1942	1	10,2	10,2
1949	2	6,3	16,5
1958	3	9,5	15,8
1967	4	9,0	18,5
1974	5	7,0	16,0
1983	6	8,5	15,5
1991	7	8,5	17,0
2003	8	12,0	20,5
2009	9	6,0	18,0
Media		8,6	
Desv. Típica		1,9	
Coef. de Variación		22%	



DJIA - Ciclo de 17-19 años			
Fecha Mínimo	nº (x)	Nº Años	Periodo acumulado
1932	1	0	0
1949	2	17	17
1966	3	17	34
1982	4	16	50
2002	5	20	70
??	6		70
Media		17,5	
Desv. Típica		1,7	
Coef. de Variación		10%	

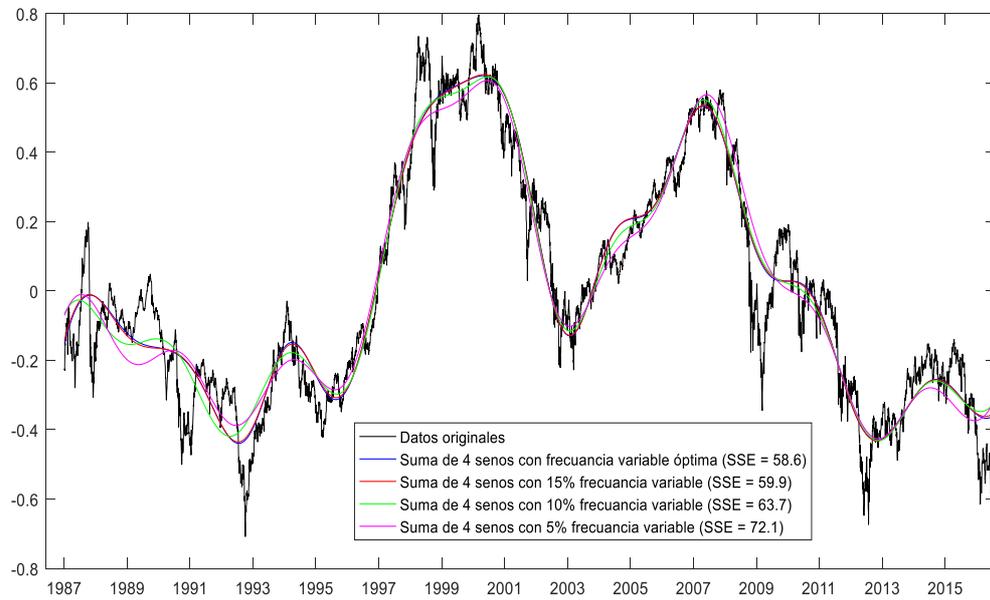
Fuente: Elaboración propia. Datos de Bloomberg.

Para llegar a una conclusión más robusta con respecto al porcentaje de variación óptimo que podría esperarse en el periodo de un ciclo, se ha analizado varios escenarios con distintos porcentajes de variación en el periodo, a través del Método de Suma de Senos de Frecuencia Libre y Variable. Se debe tener en cuenta que el método de Suma de Senos de Frecuencia Libre y Variable exige que el porcentaje de variación máximo esté limitado para evitar que se confundan o solapen los rangos de frecuencia entre los distintos senos, como ya se ha explicado anteriormente. La máxima variación permitida del modelo para el DJIA del 18.31%, para el Nasdaq del 21.62%, para el Ibex-35 de 17.12%, y para el DAX del 15.50% (ver explicación en la exposición del Método de Suma de Senos de Frecuencia Libre y Variable).

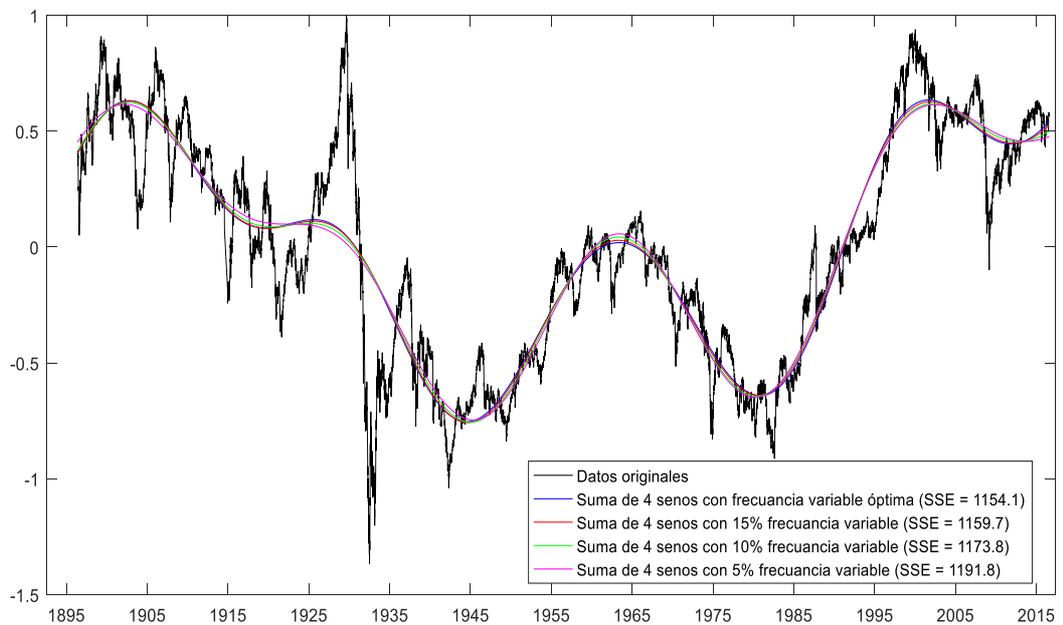
Como se aprecia a continuación, la mejor representación de los precios se obtiene para el supuesto de un porcentaje de variación del periodo está cercano al 20-25%, lo cual está en línea con la variación media observada en los ejemplos anteriores.



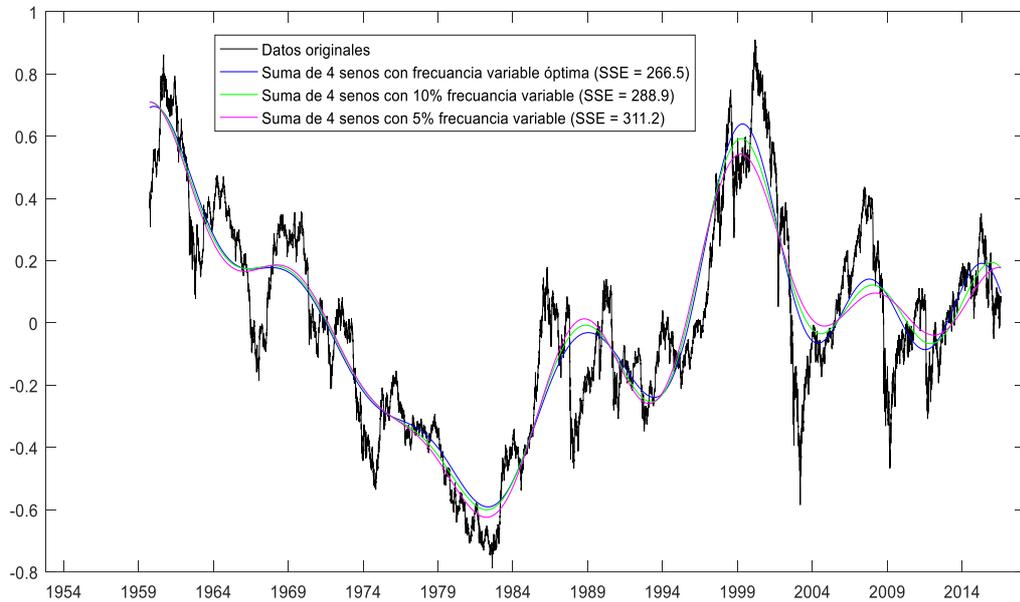
6.6.1 Ibex 35



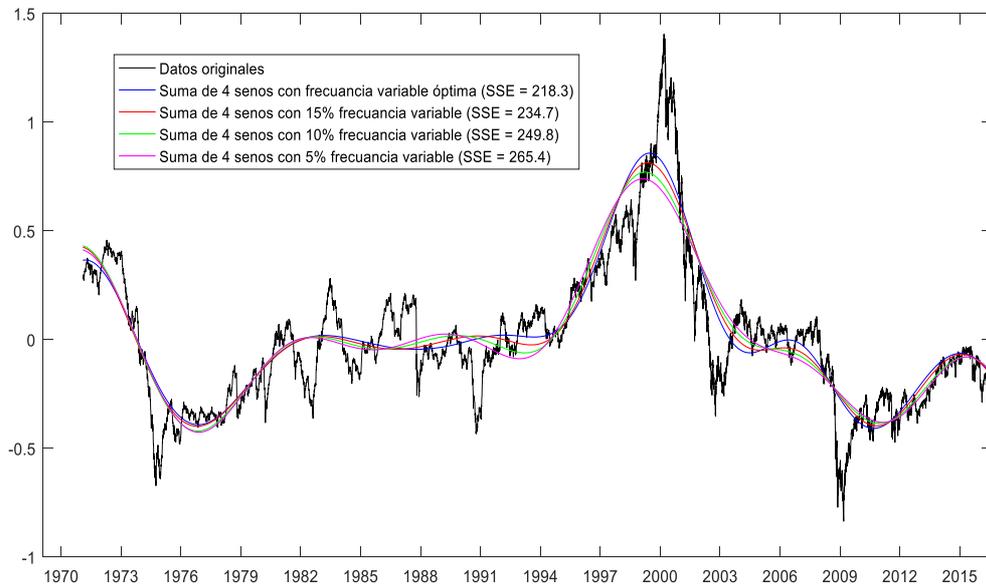
6.6.2 Dow Jones Industrial Average



6.6.3 DAX



6.6.4 Nasdaq



Fuente: Elaboración propia. Datos de Bloomberg.

6.7 Diagramas de Fase para el Análisis de la Estacionalidad: “*Sell-in-May-and-Go-Away*”

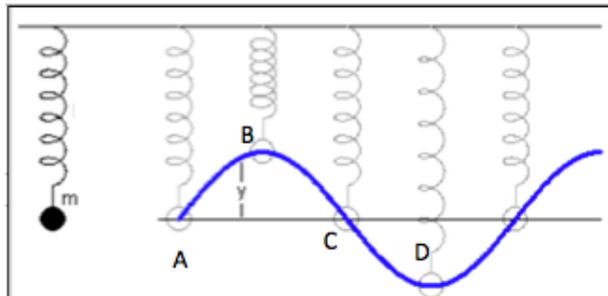
Para poder detectar si existe algún patrón estacional entre los niveles extremos del movimiento del precio, caracterizados por niveles de cero de velocidad y de máxima aceleración, niveles en donde se produce un giro del movimiento, se hará uso de los *phase-plane plots* (“PPP”) o diagramas de fase que ofrece el Análisis Funcional de Datos.

Los diagramas de fase ponen en relación la velocidad, que es la primera derivada del precio en términos porcentuales, con la aceleración, que es su segunda derivada, haciendo fácil identificar los momentos de aceleración en el precio (incremento de la tasa de cambio o *rate of change*) frente a los momentos de desaceleración, siendo los primeros aquellos puntos de inflexión o niveles extremos en la evolución de los precios a partir de los cuales se inicia una tendencia nueva: cuando la velocidad o la tasa de cambio alcanza cero, entonces el precio se ve impulsado nuevamente por la aceleración que se encuentra en un nivel máximo.

Recurriendo a la física para poder visualizar aspectos clave del movimiento cíclico de los precios que nos ayuden a entender el análisis estacional a través de los diagramas de fase, imaginemos una masa colgada de un resorte:



Ilustración 87. Movimiento armónico formado por una masa colgada de un resorte



- En el estado de equilibrio, la aceleración y velocidad son cero.
- Si soltamos la masa la fuerza de gravedad y la fuerza elástica del resorte ejercerán sobre la masa una fuerza o potencia (aceleración) para llevarla a su punto de equilibrio señalado con una línea en la representación anterior (puntos "A" y "C").
- En el recorrido hacia ese punto de equilibrio, la aceleración irá disminuyendo a medida que la velocidad irá aumentando y esa energía inicial o potencia se irá transformando en energía cinética de la masa.
- Al alcanzar el punto de equilibrio, la potencia (aceleración) se hará cero pero la masa seguirá en movimiento sobrepasando el punto de equilibrio (punto "C").
- Al sobrepasar el punto de equilibrio, se comienza a frenar a la masa reduciendo la velocidad, comenzando un proceso de transformación de la fuerza cinética (velocidad) en fuera potencial (aceleración) del resorte.
- Se alcanzará de esta forma un punto de inflexión en el que la masa se parará (punto "D").
- La masa cambiará de dirección debido potencia del resorte (aceleración) con el propósito de llevar la masa de nuevo a su nivel de equilibrio.

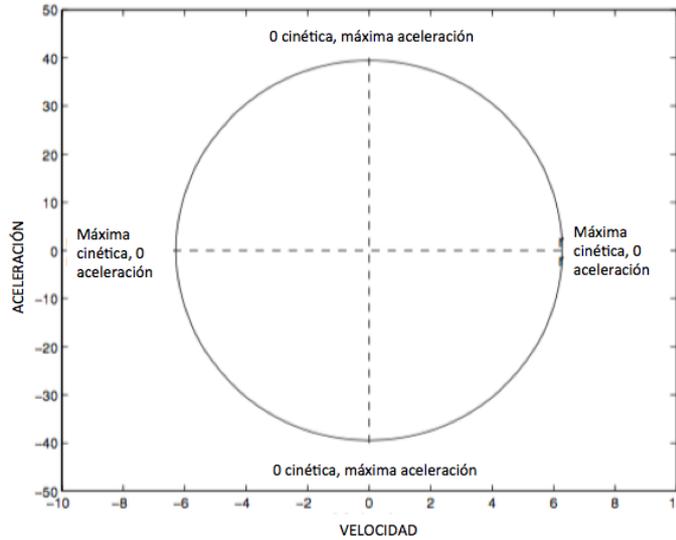
- La aceleración es proporcional a la distancia entre la situación de desequilibrio y el nivel de equilibrio.
- Asumiendo una elasticidad del resorte constante, será la masa la que determine la duración del periodo así como la frecuencia del movimiento y la amplitud, que guardará una proporcionalidad con ella.

Retomando el tema de interés, en las bolsas de valores, los diagramas de fase pueden proporcionar información muy interesante, aunque debido a su reciente aparición, no han sido utilizados en el contexto de los mercados financieros. Se trata de una representación gráfica de las fuerzas que mueven los mercados y del proceso de transferencia de energía que permiten la evolución o cambio del precio a lo largo del tiempo. En el eje horizontal se representa la velocidad o la tasa de cambio en el precio, mientras que en el eje vertical se representa la aceleración, es decir, las fuerzas que por las razones que sean originan el movimiento inicial.

Volviendo al ejemplo del movimiento la masa colgada del resorte, se presenta a continuación su representación a través de un diagrama de fase. Si este movimiento sigue una función armónica de seno ($2\pi t$), con un periodo de una unidad temporal que comienza el movimiento en $t=0$, su representación sería la siguiente:



Ilustración 88. Diagrama de fase de la función armónica seno ($2 \pi t$)



Fuente: Elaboración propia.

Para el caso de los mercados bursátiles, la representación cambia, pero cabe aplicar las explicaciones expuestas anteriormente.

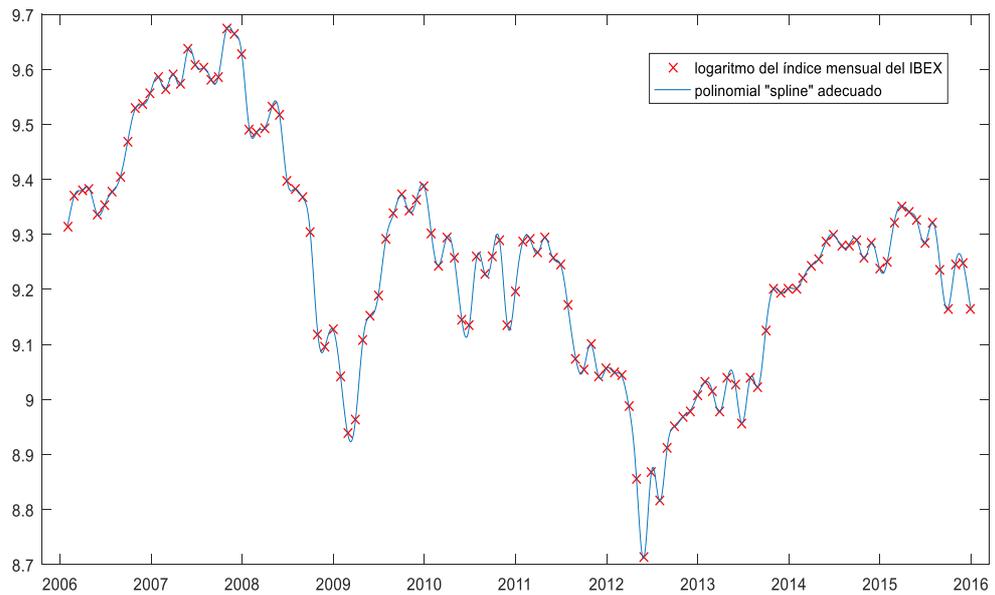
6.7.1 Ibex 35

El presente análisis se realizará con datos mensuales del Ibex 35 y se centra en el comportamiento estacional de los últimos diez años. Para construir los gráficos se necesitan, además de los datos del índice bursátil, dos derivadas, la que representa la velocidad y la que representa la aceleración, pero se deben calcular a través de un proceso de suavización de datos. Este requisito de suavizado de datos es el resultado de un proceso de prueba y error, tratando de encontrar un equilibrio entre el ajuste de la



curva a la realidad y el que se obtenga, a través del análisis, patrones estables e interpretables.

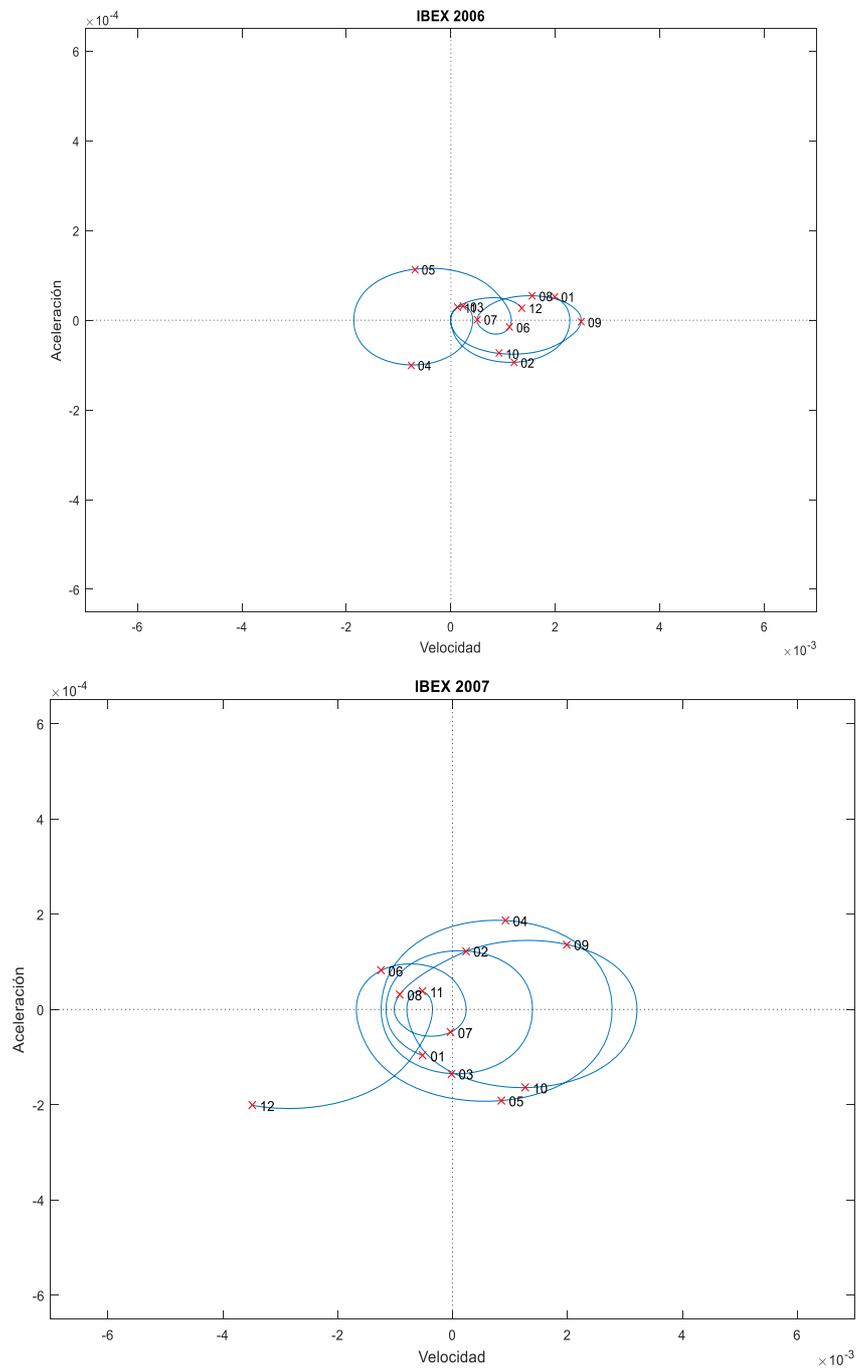
Ilustración 89. Logaritmos del Ibox 35 (datos mensuales) unidos a través de una línea polinomial *spline* adecuado

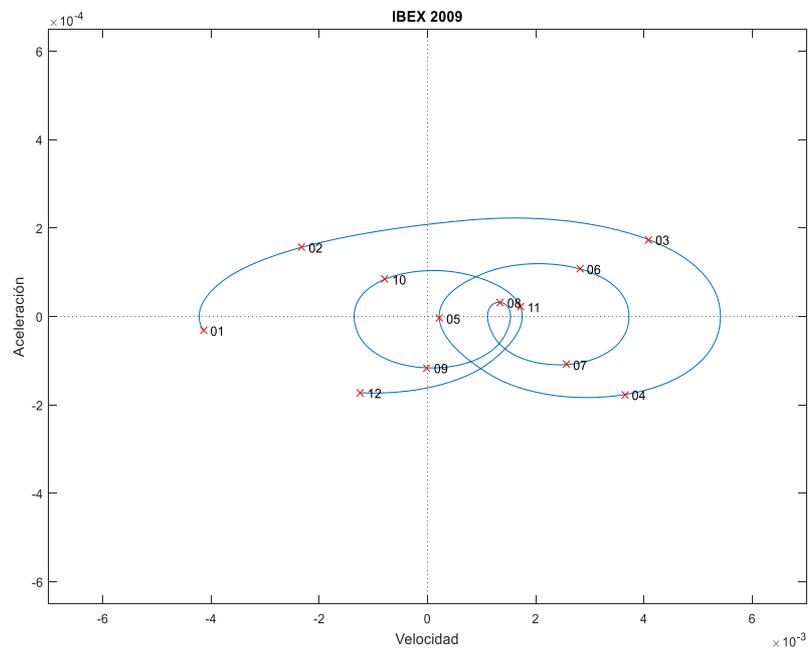
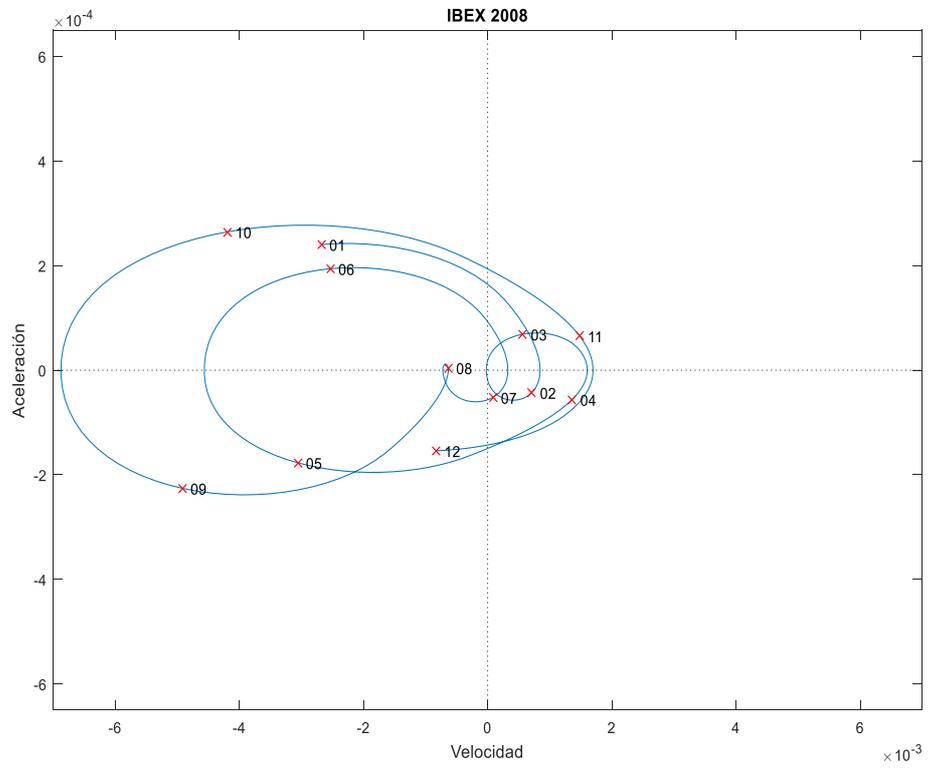


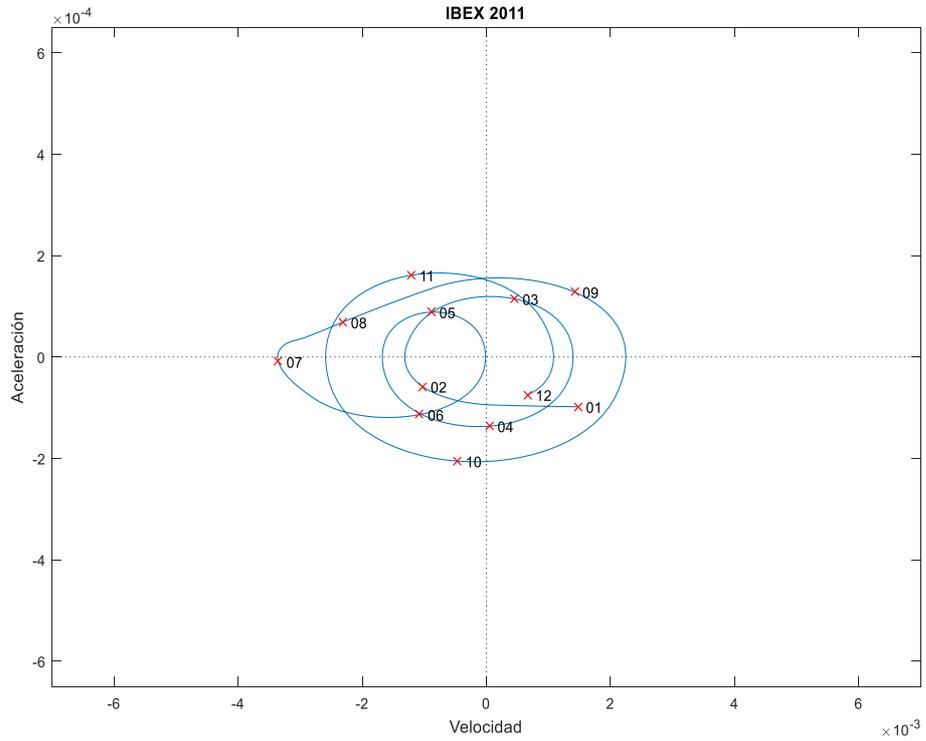
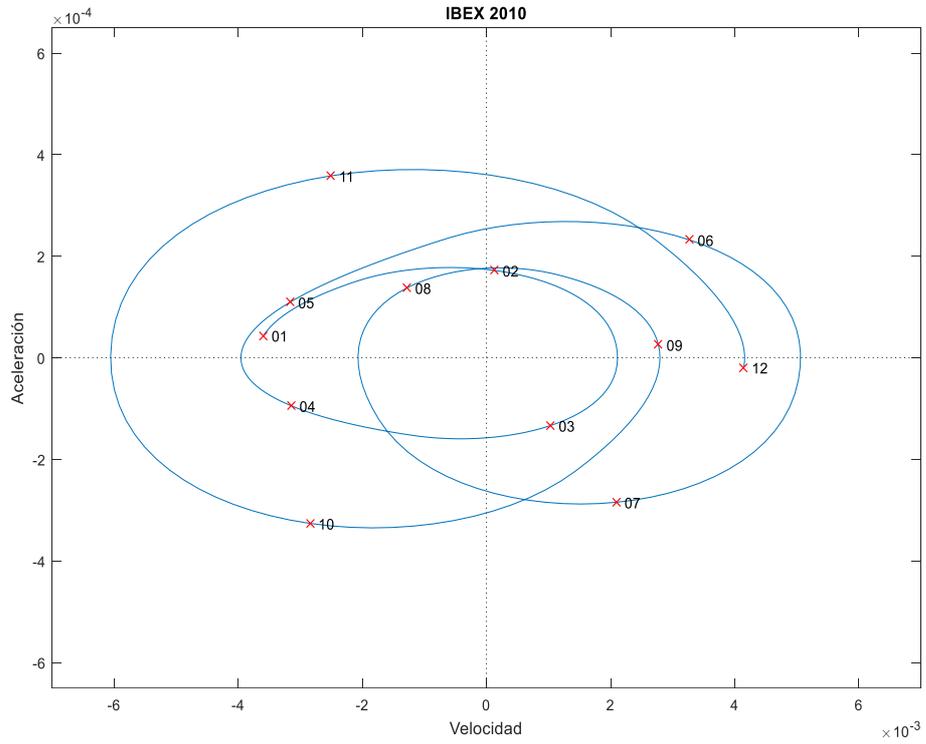
Fuente: Elaboración propia. Datos de Bloomberg.

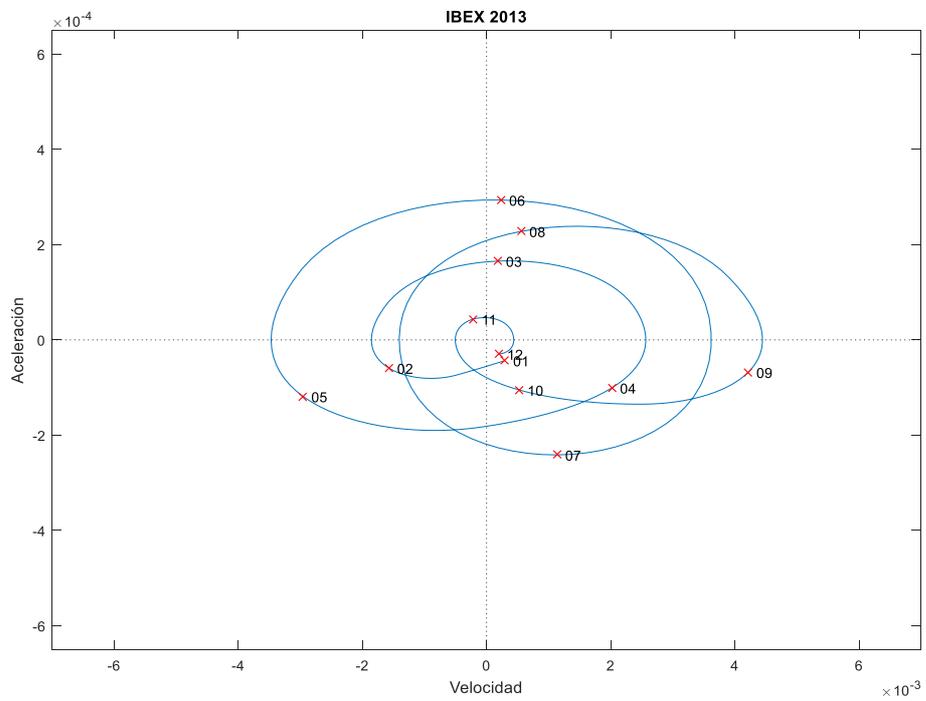
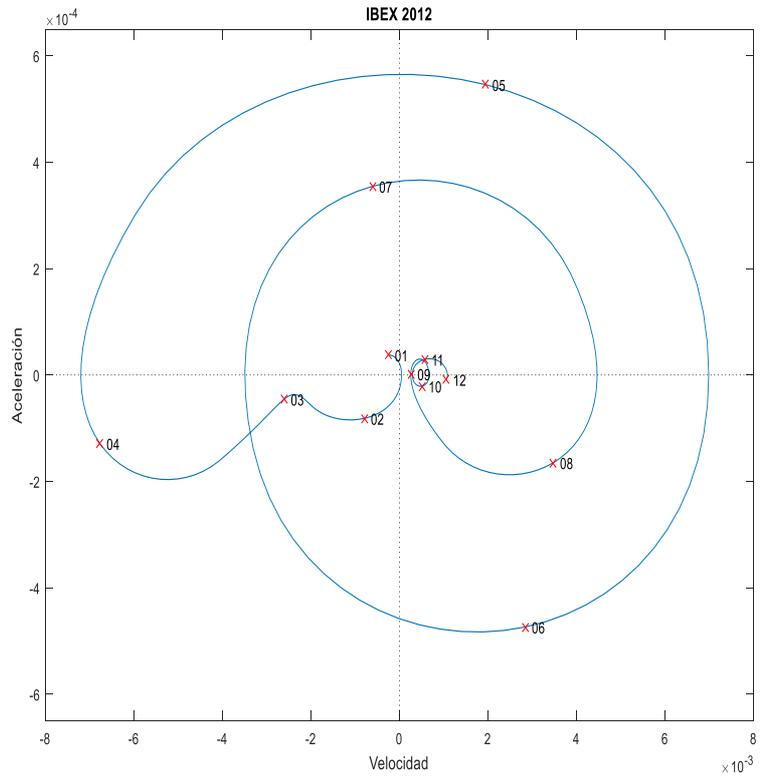


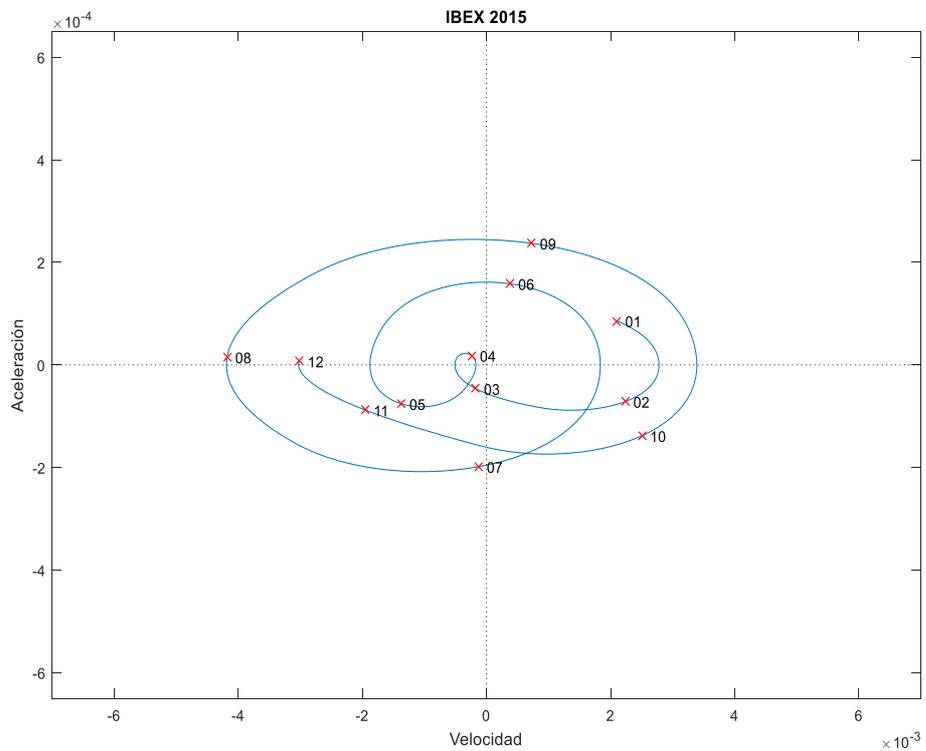
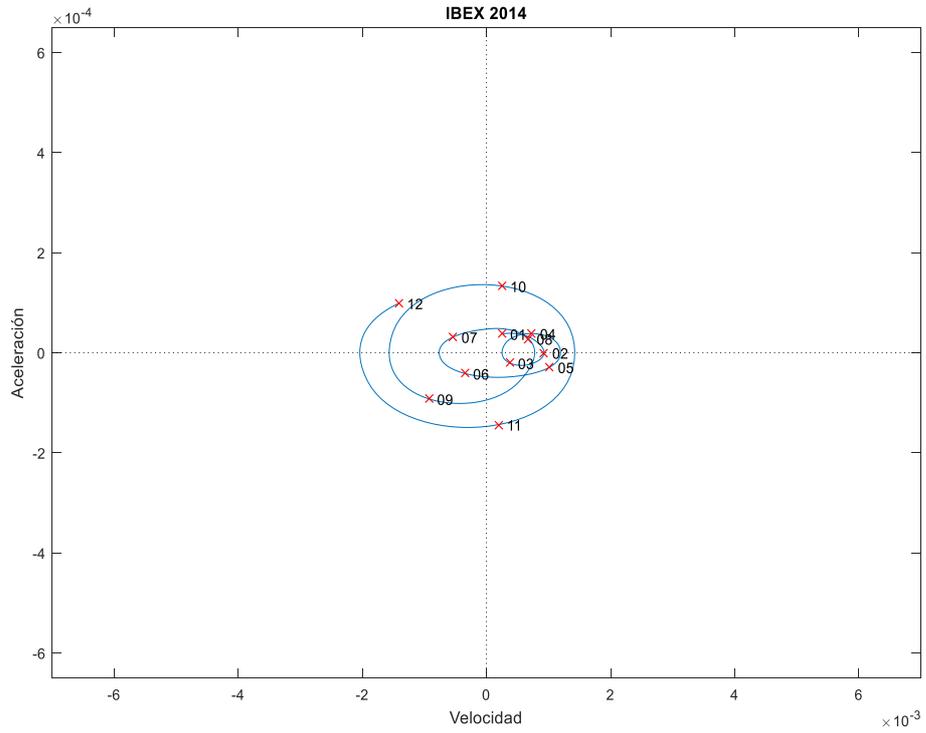
Ilustración 90. Diagramas de fase del Ibex-35 para los últimos 10 años











Fuente: Elaboración propia. Datos de Bloomberg.



En las representaciones anteriores se aprecia la transmisión de energía (más bien, lo que correspondería a una transmisión de energía si una masa móvil siguiese la trayectoria marcada por el precio) siguiendo el gráfico en el sentido de las agujas del reloj. Las letras representan en punto central de cada mes. Las conclusiones alcanzadas son las siguientes:

- Cuanto mayor es el radio, más intercambio de energía existe en el movimiento, lo que se hace muy evidente en 2012 pero también en 2009, 2010 y 2008, años en los que se producen importantes correcciones o cambios de tendencia;
- Cuanto menor sea el radio, menor intercambio entre energía potencial o aceleración y energía cinética, es decir, el precio mantiene aproximadamente una misma tendencia y se puede decir que existe cierta estabilidad en el mercado bursátil. Este es el caso del año 2006, 2007 y en menor medida, 2011;
- En general los diagramas no están ni demasiado hacia la derecha, ni hacia la izquierda. No obstante, sí se aprecia en los años claramente alcistas, que el centro aparece desplazado a la derecha (velocidad neta positiva) mientras que en los años claramente bajistas el centro está desplazado a la izquierda (velocidad neta negativa);
- Con respecto a la posición vertical del diagrama (aceleración), se destaca que en todas las representaciones está bastante centrado;
- Ninguno de los años presenta un patrón temporal similar a otro año, existiendo en alguno de los años, uno o dos ciclos dominantes, así como algunos ciclos de menor periodo;
- No obstante, se aprecia que los meses de octubre son los meses que tienden a



registrar más aceleración (en un 60% de los años analizados). Si hacemos un bloque con los meses septiembre, octubre y noviembre, se podría concluir que en un 80% de los casos analizados, los giros o cambios de tendencia se experimentan en esos meses. Adicionalmente, los meses de abril a junio también suelen ser meses de niveles máximos de aceleración, es decir, meses de cambio de tendencia o giro del mercado. Estas conclusiones invitan a pensar que el patrón temporal “*Sell-in-May-and-Go-Away*”, por el que se presentan los meses de junio y octubre como meses de cambio, puede tener cierta coherencia con la realidad. No obstante, esta conclusión requiere una mayor contrastación.

6.8 Los Mercados Bursátiles de los Siglos XX y XXI Bajo el Prisma de la Teoría de los Ciclos

Para un estudioso de los mercados bursátiles los ciclos de muy largo plazo son importantes, ya que es el marco bajo el cual se desenvuelven los ciclos más cortos, de 4 a 10 años, que son más significativos para un inversor convencional de medio-largo plazo. Por esta razón, se presenta el análisis partiendo de los ciclos largos identificados en este capítulo, para ir conectándolos más adelante con los ciclos más cortos que los acompañan.

6.8.1 Ondas Kondratieff

Comenzando el análisis por los ciclos Kondratieff, periodicidad de la que se ha escrito exhaustivamente con respecto a los ciclos económicos, pero poco o nada con respecto a



los mercados bursátiles, al menos no desde un ángulo científico, el punto de partida es la observación fundamental de que los mercados bursátiles preceden a los efectos económicos identificados estadísticamente.

Centrando el análisis en los siglos XX y XXI, se recuerda que Kondratieff no llegó a fijar el final del último ciclo comenzado en el siglo XIX y cuya onda bajista se extendía a partir de 1914-1920. También se ha indicado que el consenso de los estudiosos de los ciclos Kondratieff atribuye el final de éste al periodo 1937-1949. Ciertamente, este periodo coincide con la primera ola de generalización del uso del automóvil, la electricidad, los cuartos de baño individuales en las casas, el teléfono, el uso de la soldadura para unir los metales, fundamental para la construcción naval de los Estados Unidos durante la Segunda Guerra Mundial, la aviación comercial, la radio, etc. Todas estas innovaciones marcaron la vida de las sociedades durante las décadas posteriores y por ello, señalan con claridad el comienzo de un nuevo ciclo Kondratieff.

Desde un punto de vista bursátil, es innegable que el mínimo de 1932, unos 5-11 años anterior al periodo 1937-1949, puede señalarse como final del tercer ciclo analizado por Kondratieff y como comienzo de uno nuevo, el primero del siglo XX. El valor del DJIA alcanzado el 8 de julio de aquel año, los 40.6 puntos, nunca más ha vuelto a ser visto.

La siguiente Onda-K, la segunda del siglo XX puede vincularse a las innovaciones derivadas del shock energético de octubre de 1973, asociado a, y precedido por, la Guerra del Yom Kippur. La abrupta finalización del uso de turbinas de vapor para la propulsión marítima, la continua modificación de los motores diésel para reducir su consumo específico, así



como la sustitución de los motores de gasolina por diésel en los coches y la modificación del diseño de éstos haciéndolos más compactos, son algunas de las innumerables innovaciones que surgieron para combatir los costes energéticos. Al mismo tiempo, los primeros ordenadores personales hacen su aparición en EE.UU., lo que, unido a la innovación de la hoja de cálculo y el procesamiento de textos, revolucionó el trabajo administrativo aumentando drásticamente la productividad de las empresas. Simultáneamente, en 1972 nace Internet, en 1973 Motorola lanzaba su primer teléfono móvil, muy primitivo para los estándares actuales, y en 1981 aparece el protocolo de acceso TCP/IP. La revolución tecnológica vivida en las últimas décadas del siglo XX había comenzado. No es de extrañar que el consenso de los analistas fije en los años 80 del siglo XX el final del ciclo Kondratieff anterior y el comienzo del segundo ciclo Kondratieff de este siglo.

Desde un punto de vista bursátil, una fecha llama inmediatamente la atención: el 9 de diciembre de 1974, fecha en la que el DJIA, envuelto hasta el momento en una espiral bajista, alcanzaba el valor de 570 puntos. La reacción que comenzaba aquel día no ha vuelto la vista atrás. Esta fecha marca el final de la primera Onda-K bursátil del siglo XX (sucesor, desde el punto de vista bursátil, de los tres primeros identificados por Kondratieff) y el comienzo de la segunda Onda-K del siglo XX (quinto si seguimos la cronología de Kondratieff), en el cual los mercados bursátiles se encuentran actualmente.

La duración de la primera Onda-K bursátil del siglo XX ha sido de 42 años, entre 1932 y 1974. Esta duración se encuentra en el límite inferior de las duraciones de los ciclos



Kondratieff observados hasta el momento. En efecto, ésta es la menor de las cuatro Ondas-K desde 1785 (serie Kondratieff ampliada) cuya duración promedio resulta ser de 51 años con un rango de 44 a 60 años (nos referimos a las Ondas-K en la economía). Esta duración encaja aceptablemente con la duración de los ciclos largos del Informe Beveridge (1921,1922), ya mencionado, sobre las oscilaciones del precio del trigo, que implican una duración promedio de 54 años con un rango máximo de 40 a 70 años.

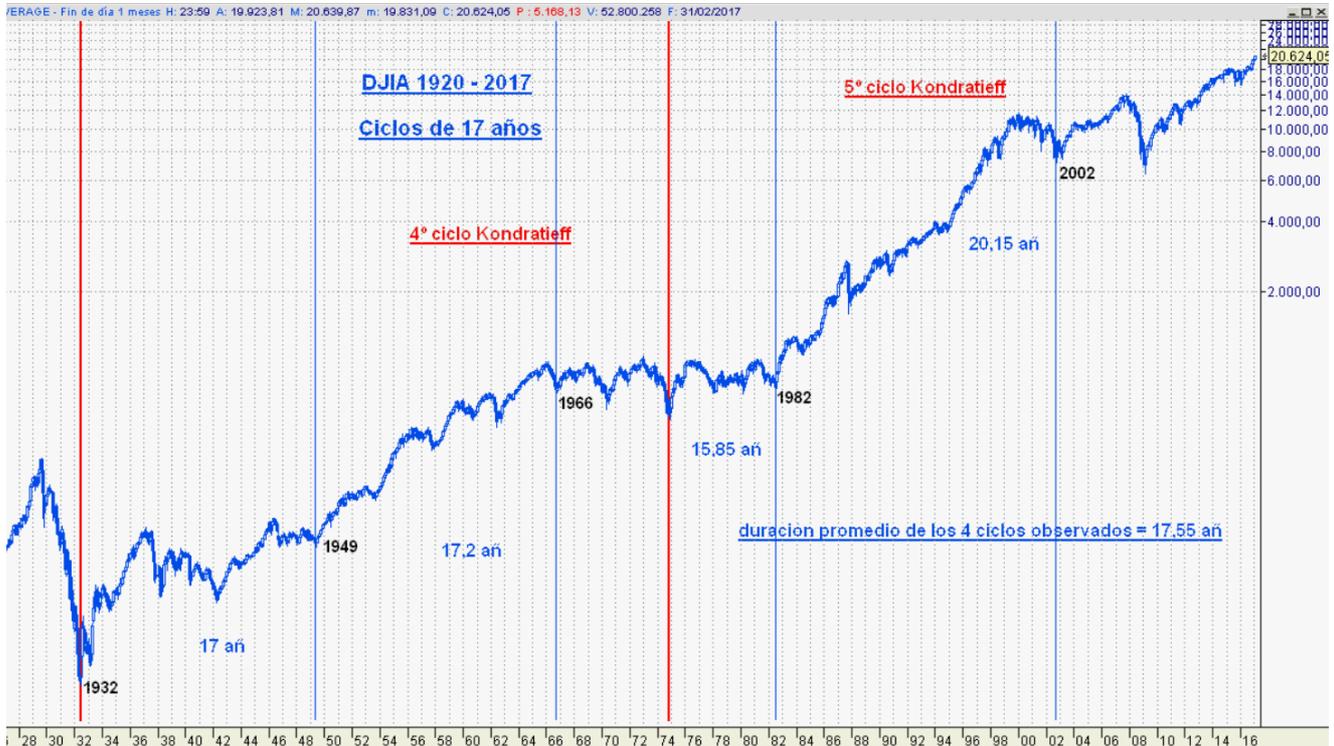
Algunos autores han comentado la posibilidad de que en la economía moderna exista un cierto acortamiento de los ciclos, dada la mayor velocidad de transferencia de la información y del intercambio de bienes que existe hoy en día. En todo caso, hay que destacar que tanto en las Ondas-K como en los ciclos de orden inferior, parece darse un cierto fenómeno de regresión a la media, en virtud del cual a un ciclo inferior o superior al promedio le suele suceder, aunque no necesariamente, un ciclo superior o inferior al promedio, equilibrándose la duración del conjunto de ambos.

6.8.2 *Oscilaciones Kuznets*

En conexión con los comentarios de Warren Buffet transcritos en el capítulo sobre los ciclos documentados por la ciencia, esta es una regularidad que se observa claramente en el DJIA durante al menos el siglo XX, único del que hay datos completos. Esta regularidad está representada en el siguiente gráfico que acompañamos.



Ilustración 91. Gráfico del DJIA 1900-2017 en base logarítmica. Ciclos de 17 años



Fuente: Datos de Visual Chart. Elaboración propia.

- El mínimo de julio de 1932 representó el agotamiento de la espiral bajista comenzada en 1929. El pesimismo era generalizado. Sin embargo, la reacción bursátil que se produjo corrigió esta situación de forma parcial y osciló de forma moderada alrededor de una situación intermedia durante un periodo de 17 años, hasta junio de 1949.
- Desde junio de 1949 se inicia una espiral alcista que refleja la generalización de un optimismo social y económico y que, con breves correcciones, lleva a los máximos de enero de 1966. Es decir, desarrollándose el movimiento nuevamente durante un periodo aproximado de 17 años. La generalización del uso de las innovaciones



sugeridas en la descripción del ciclo Kondratieff (coche, televisión, electrodomésticos, etc.), configuran un paradigma de vida americana que está en la base de dicho optimismo.

- En enero de 1966 parece que el optimismo con respecto al progreso económico se había agotado. Los problemas de los tipos de interés, con sucesivas ondas alcistas, de las materias primas y de las divisas, fueron reduciendo las posibilidades de crecimiento económico. Sin embargo, la mayor capacidad de los poderes públicos para manejar situaciones complejas contuvo el deterioro dentro de límites moderados, por lo que la evolución del DJIA hasta agosto de 1982 puede calificarse de un movimiento lateral que duró cerca de 16 años.
- En agosto de 1982 comienza una nueva espiral alcista que lleva el optimismo bursátil hasta enero del 2000 a lo largo de un periodo de algo más de 17 años. En su fundamento está la continua bajada de tipos de interés, así como el incremento de productividad derivado del uso de los ordenadores personales, internet y la telefonía móvil.

Se acaba de delimitar cuatro ondas de 17 años aproximadamente, desarrollándose cada una en un ambiente social y económico claramente definidos, durante los cuales los ciclos de menor duración siguen actuando, pero la tónica general marcada por esta onda de 17 años se mantiene. Por esta razón también los hemos identificado como segmentos. La alternancia entre los mismos está de acuerdo con la existencia de ciclos de 34 años que Charles D. Kirpatrick y Julie R. Dahlquist (2011) han reclamado y que parece que también se identifican a través de los métodos expuestos en este capítulo.



Ilustración 92. Gráfico del DJIA 1920-2017 en base logarítmica. Segmentos de 17 años



Fuente: Elaboración propia. Datos de Visual Chart.

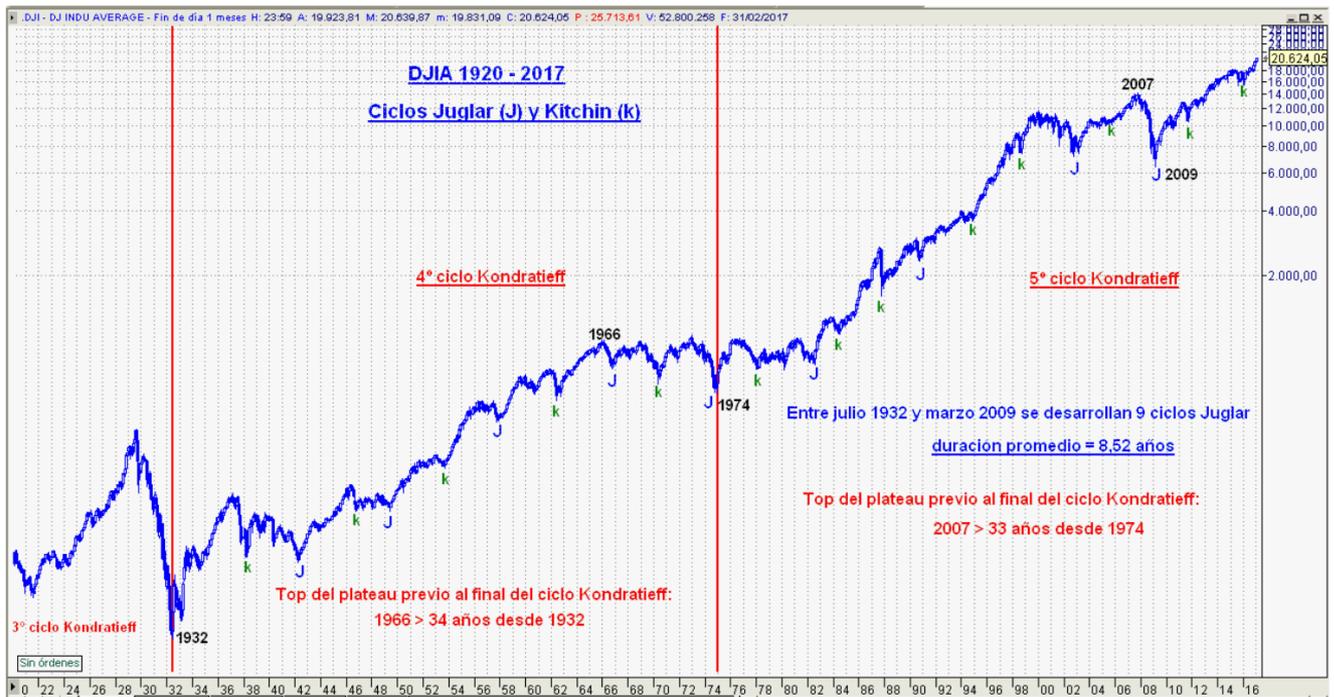
6.8.3 Ciclos Juglar y Kitchin

En la Ilustración 93. Dow Jones Industrial Average (1920-2017). Ciclos Juglar (J) y Kitchin (K) se han identificado los ciclos Juglar desde el punto de vista bursátil, que como ya se ha indicado, no coincide con los ciclos económicos. Para ello el análisis se ha basado en el índice DJIA toda vez que éste ha liderado los movimientos de las bolsas tanto en el espacio norteamericano como en el europeo. A lo largo del periodo 1932-2009 se han desarrollado nueve ciclos Juglar con una periodicidad promedio de 8.52 años, oscilando a lo largo de ese periodo entre 7 y 9 años generalmente.



Sin embargo, el ciclo Juglar que se inició en 1990 comenzó un movimiento bajista en julio de 1998, corrección que podría considerarse como esperable, pero que, sin embargo, se interrumpió y en octubre de 1999 inició una fortísima reacción alcista que llevó al DJIA a los máximos de enero del 2000. En dicha fecha se inició la corrección que le llevó al mínimo de octubre de 2002. De esta forma el ciclo Juglar, comprendiendo 3 ciclos Kitchin, habría alcanzado la inusual duración de 12 años.

Ilustración 93. Dow Jones Industrial Average (1920-2017). Ciclos Juglar (J) y Kitchin (K)



Fuente: Elaboración propia. Datos de Visual Chart.



En opinión del autor, esta extensión fue producida por la influencia del fuerte segmento de 17 años, que como se ha visto, terminó en el año 2000. En compensación de esta anomalía, el siguiente ciclo Juglar tuvo una duración muy corta, de 6.4 años, volviendo así a un promedio de los dos ciclos Juglares de 9.2 años, que encaja con la normalidad observada hasta el momento.

En el Ilustración 93. Dow Jones Industrial Average (1920-2017). Ciclos Juglar (J) y Kitchin (K) también se pueden observar los ciclos Kitchin que subdividen los ciclos Juglares.

En el Epílogo se completa este análisis con las proyecciones para los siguientes ciclos que seguirían a los que se están concluyendo ahora mismo en los mercados bursátiles.

6.9 Conclusión

Se ha desarrollado una metodología en base al Análisis Funcional de Datos que permite superar algunas de las limitaciones de la Transformada Discreta de Fourier a la hora de identificar periodos en las series temporales de los precios en las bolsas, limitaciones relacionadas principalmente con respecto al tamaño de la muestra, permitiendo la identificación de periodos muy a largo plazo o sin que necesariamente sean divisores del horizonte temporal bajo análisis. Adicionalmente, se ha dotado de flexibilidad al modelo haciendo posible que el periodo no sea necesariamente siempre el mismo, sino que pueda fluctuar dentro de un rango, primero identificado a través de la observación de distintos ejemplos, y más adelante contrastado estadísticamente comparando los resultados obtenidos para distintos porcentajes de variación.



Los resultados son bastante consistentes entre los distintos índices analizados, así como con respecto a los resultados obtenidos por otros autores, destacando como ciclos más relevantes el de 47-58 años, 28-34 años, 14-15 años, 9-10 años, 3.3-3.6 años, 2 años, 1.4 años, 22-26 semanas, 30-32 días y 3-5 días. El porcentaje de variación del periodo que se deduce de la observación y del ejercicio de comparación entre distintos niveles de variación sería del aproximadamente el 25%.

Adicionalmente, se ha aplicado por primera vez los diagramas de fase para el caso concreto del análisis de la estacionalidad en los mercados bursátiles, identificando los meses de septiembre a noviembre (aunque principalmente octubre) y abril a junio como meses que tienden a experimentar giros del mercado. No obstante, se advierte que los resultados no son lo suficientemente robustos y requieren un mayor análisis.

Por último, se ha presentado un análisis de los mercados bursátiles actuales bajo el prisma de la Teoría de los Ciclos. De acuerdo con el mismo, actualmente se estaría desarrollando una Quinta Onda Kondratieff, que teniendo en cuenta que la anterior onda tuvo una duración inferior a la media, ésta podría situar su final en torno a 2027 (53 años). Ahora mismo también se estaría concluyendo un segmento Kuznet que llegaría hasta mediados de 2017 o principios de 2018, lo cual está en línea con el máximo previsto para el ciclo Juglar que se inició en 2009 y que puede tener una duración de unos 10 años, compensando así el anterior que tuvo una duración muy corta de 6 años. Este ciclo Juglar estaría subdividido en tres ciclos Kitchin, el último de los cuales comenzó a mediados de febrero de 2016 para el DJIA. (ver Ilustración 93. Dow Jones Industrial Average (1920-



2017). Ciclos Juglar (J) y Kitchin (K)). En el Epílogo se puede completar el análisis con las proyecciones para los siguientes ciclos que seguirían a los que se están concluyendo ahora mismo.



7 CONCLUSIONES

En las siguientes tablas se identifican las periodicidades detectadas, a través de qué método se han identificado, en qué mercado así como los autores que han llegado a la misma conclusión para un mercado bursátil.

Ilustración 94. Periodicidades cíclicas encontradas a través de los métodos aplicados en este trabajo y para el Ibex 35, Dow Jones Industrial Average y Dax, desde el comienzo de su cotización. Estas periodicidades presentan una variación cercana al +/- 25%

Periodo	Ibex 35	DJIA	DAX	Nasdaq	Método	Autores
123 años		123 años			SCSFL	
76.7 años		76.7 años			SCSFL	
54.6 años		47-50.9 años	58.4 años	57.9 años	SCSFL y F	- Dewey (54 años) - Gann (49 años)
30.8 años	28.1-28.8 años	30.1-33.9 años	33.6 años	26.7-30.4 años	SCSFL, F y FM	
14.7 años	14.8 años	14.5 años	14.2 años	15.2 años	SCSFL y F	- Hurst (18 años) - Garrett (17 años) - Benner (16-18 años) - Dewey (18 años) - Bachiller (17 años) - Grau (14,22 años)
9.5 años	9.9-9.6 años	10 años	9.7-9.5 años	9.1 años	SCSFL, F y FM	- Hurst (9 años) - Garrett (8,5 años) - Benner (9-11 años) - Dewey (9.2 años) - Smith, Mokrasch, Hirsch & Hirsch (9-11 años) - Pilar Grau (8.5 años)



LOS CICLOS EN LOS MERCADOS BURSÁTILES: EL FACTOR TEMPORAL EN LA FORMACIÓN DE LOS PRECIOS

Autor: Ángeles Zatarain López-Sors

Periodo	Ibex 35	DJIA	DAX	Nasdaq	Método	Autores	Autores
3.4 años	3.3-3.4 años	3.3-3.5 años	3.6 años	3.5 años	SCSFL, F y FM	- Hurst (3 años) - Garrett (3.4 años) - Tarkany (3.4 años)	- Gann (3.5 años) - Bachiller (3.6 años) - Allvine & O'Neill, Gärtner & Wellershoff, Hensel & Ziemba, Chen, Booth & Booth, Wong & McAleer y Akar & Baskaya
2 años	2 años	2 años	2 años	2 años	FM	- Pilar Grau (2,4 años)	
1.4 años (73 semanas)	1.4 años	1.4 años	1.2 años	1.4-1.5 años	FM	- Hurst (1.5 años) - Garrett (1.5 años) - Tarkany (1.5 años)	- Fundación Estudio Ciclos (1.5 años) - Gann (1.3 años)
22-26 semanas	34.3 semanas	25.8 semanas	25,8 semanas	23.3 semanas	FM	- Hurst (26 semanas) - Gann (25-26 sem.) - Fundac. Estudio Ciclos (27-28 sem.) - Yan et. Al	- Garrett (25 sem.) - Tarkany (22-23 sem.) - Gann (26 sem.)
31 días	30 días	30 días	30 días	32.3 días	FM	- Hurst (40 días) - Bachiller (12 y 13 meses)	
3 días	3 días	3 días	3 días	2 días	FM	- Gann (3 días)	

Nota: “SCSFL” hace referencia a Suma de Cuatro Senos de Frecuencia Libre, “FM” hace referencia al método de Transformada Discreta de Fourier Modificada, mientras que “F” hace referencia a los resultados obtenidos a través del método Transformada Discreta de Fourier en el capítulo Métodos de Análisis.

Los autores a los que se hace referencia en la tabla superior han identificado estas periodicidades con respecto al mercado americano (utilizaron principalmente el DJIA aunque también el S&P 500 para las periodicidades más cortas), salvo Benner, que estudió los precios del acero; Bachiller, que también analizó el Ibex 35; y Grau, que limitó su análisis al Ibex 35 e IGBM.



Fuente: Elaboración propia.

Se han descartado los resultados que no han sido contrastados suficientemente, incluyendo solo en las tablas anteriores aquellas periodicidades que aproximadamente coinciden para los cuatro mercados analizados salvo (i) ciclo de 123 y 76.7 años, que sólo es posible detectar en el DJIA ya que es el único índice que una antigüedad suficiente; y (ii) ciclo de 54.6 años, que se incluye aunque no existe para el Ibex 35 ya que este índice carece de registros suficientes como para detectar esta periodicidad.

Las principales conclusiones son las siguientes:

- Se han aplicado el Método de Suma de Cuatro Senos de Frecuencia Libre tratando de identificar y superar las limitaciones de la Transformada Discreta de Fourier en cuanto al tamaño de la muestra para poder identificar ciclos de periodo más amplio que el horizonte temporal analizado y que no necesariamente sean divisores del tamaño de la muestra. Los resultados han mejorado la suma de los primeros cuatro senos identificados por la Transformada Discreta de Fourier, de manera que la representación del precio es mejor a través del método propuesto en el presente trabajo, obteniéndose una suma de errores cuadrados inferior en un 27% para el Ibex 35, en un 4,4% para el *Dow Jones Industrial Average*, en un 36% para el DAX y en un 33% para el Nasdaq.
- Se ha tratado de mejorar el modelo incorporando el posible efecto del Principio de Variación que establece que las variables que definen el movimiento del precio, en concreto, el periodo, varía a lo largo del tiempo. A través del Método de Suma de



Senos de Frecuencia Libre y Variable los resultados obtenidos mejorarían el resultado obtenido a través de la suma de los primeros cuatro senos de la Transformada Discreta de Fourier en un 52% para el Ibex 35, en un 8.4% para el *Dow Jones Industrial Average*, en un 49% para el DAX y en un 48% para el Nasdaq. La máxima variación permitida por el modelo es del 18.3% para el *Dow Jones Industrial Average*, del 17.1% para el Ibex 35, del 21.6% para el Nasdaq y del 15.5% para el DAX.

- Se ha tratado de identificar cuál es la variación del periodo óptima que permita obtener los mejores resultados. Para todos los índices, los mejores resultados se obtienen con el nivel máximo de variación permitido por el modelo (del 18,3% para el *Dow Jones Industrial Average*, del 17,1% para el Ibex 35, del 21,6% para el Nasdaq y del 15,5% para el DAX), pero no se descarta que el nivel óptimo de variación no esté por encima de estos niveles, entre otras razones porque a través de la observación se observa que la variación del periodo puede estar cercana al 25%. El nivel óptimo de variación del periodo es una cuestión a profundizar en futuras investigaciones, y debe estudiarse cuidadosamente dado que ampliar el rango de variación necesariamente se reduce el error, pero no necesariamente lleva a un mejor ajuste.
- Con respecto a las periodicidades más cortas, inferiores a 10 años, se ha tratado de mejorar los resultados obtenidos a través de la Transformada Discreta de Fourier, eliminando la tendencia del espectro de manera que se evite discriminar la importancia de periodicidades cortas, que por desarrollarse en un menor horizonte temporal están necesariamente asociadas a amplitudes más bajas.



- Asimismo, se ha aportado la utilización de los diagramas de fase del Análisis Funcional de Datos para la identificación de patrones estacionales en los mercados bursátiles, que apuntan a que los meses de abril a junio y de septiembre a noviembre suelen ser meses de cambio de tendencia, lo que sería coherente el llamado patrón “*Sell-in-May-and Go-Away*”, aunque estos resultados no son concluyentes, cuestión que podría ser objeto de futuras investigaciones.
- A través de los métodos expuestos se han identificado ciclos de 127 años y de 76.7 años para el *Dow Jones Industrial Average*, así como periodicidades similares a Kondratieff, Juglar y Kitchin en todos los mercados posibles analizados.
- Con respecto a los ciclos Kuznets, se ha identificado una periodicidad de 15 años, algo distinta a los 17-18 años observada por otros autores. No obstante, este mismo resultado fue observado para el PIB mundial por Korotayev y Tsirel (2010), llegando a la conclusión que este ciclo propuesto por la literatura se trataba más bien de un armónico de un ciclo superior. Esta interpretación sería también válida para los resultados obtenidos en el presente trabajo (ver el apartado Los Mercados Bursátiles de los Siglos XX y XXI Bajo el Prisma de la Teoría de los Ciclos, del capítulo anterior).
- Otros ciclos identificados y en general ampliamente documentados e investigados son el de 2 años, el de 1.4 años (73 semanas), el de 22-26 semanas, el ciclo de 31 días y un ciclo de 3-5 días.
- De acuerdo con las periodicidades localizadas y los mínimos de los distintos mercados, esta investigación apuntaría al final de la Quinta Onda Kondratieff en torno a 2027 (duración aproximada de 53 años). Ahora mismo también se estaría



concluyendo un segmento Kuznet que llegaría hasta mediados de 2017 o principios de 2018, lo cual está en línea con el máximo previsto para el ciclo Juglar que se inició en 2009 y que puede tener una duración de unos 10 años, compensando así el anterior que tuvo una duración muy corta de 6 años. Este ciclo Juglar estaría subdividido en tres ciclos Kitchin, el último de los cuales comenzó a mediados de 2016 para el DJIA. (ver Ilustración 93. *Dow Jones Industrial Average (1920-2017)*. Ciclos Juglar (J) y Kitchin (K)). En el Epílogo se puede completar este análisis.

- Esta investigación abre el camino a futuras investigaciones en distintas direcciones:
 - La identificación de un movimiento cíclico en los mercados bursátiles podría darse con gran similitud en otros mercados financieros, así como en otras ramas sociales, culturales, económicas y de la naturaleza.
 - Sería necesario profundizar en la investigación del Principio de Variación y el nivel óptimo de variación del periodo para mejorar las proyecciones futuras.
 - Como tercer campo de investigación se plantea el desarrollo de nuevos modelos estadísticos y matemáticos cuyo perfeccionamiento permita mejorar las proyecciones y anticipar movimientos bursátiles.
 - Además, existe un gran campo de investigación en cuanto a las causas que dan lugar a estos comportamientos cíclicos en los mercados bursátiles.



8 Epílogo

Con la intención de completar el apartado Los Mercados Bursátiles de los Siglos XX y XXI Bajo el Prisma de la Teoría de los Ciclos del capítulo sexto, se presenta en estos párrafos las proyecciones que, sujetas a todo tipo de reservas, realiza la autora en base a los resultados de análisis de este trabajo. Se hace necesario insistir, por tanto, que la duración de los ciclos, según se desprende de este análisis, está sujeta a un elevado nivel de incertidumbre, es el resultado del análisis de datos históricos y su desarrollo estará condicionado por acontecimientos imprevistos y por la libre determinación de las personas y las sociedades humanas.

Comenzando el análisis por los ciclos Kondratieff, la duración temporal de la Quinta Onda K en la que actualmente están los mercados bursátiles no está predeterminada. Sin embargo, teniendo en cuenta que la Cuarta Onda K tuvo una duración corta (algo más de 42 años), puede inferirse que la Quinta Onda K tendrá una duración normal, es decir, su final apuntaría a 2027-2028 (53-54 años). Esto sugiere, a su vez, que sería necesario que al término del actual ciclo Juglar se desarrolle un último ciclo Juglar adicional para completar dicha Quinta Onda Kondratieff.

Dado que el actual ciclo Juglar se está desarrollando a través de un esquema de tres ciclos Kitchin, (ver Ilustración 93. Dow Jones Industrial Average (1920-2017). Ciclos Juglar (J) y Kitchin (K).), la terminación del mismo puede darse alrededor del otoño de 2019 (tercer ciclo Kitchin de 44 meses en el DJIA). Esto implica una duración del actual ciclo Juglar bursátil de algo más de 10 años (2009 a 2019). Esta duración compensaría



aproximadamente la corta duración del anterior ciclo Juglar (algo más de 6 años). El espacio temporal para el último ciclo Juglar que hemos indicado sería de 2019 a 2027-2028, lo cual es lo normal para este tipo de ciclos.

Si los mercados bursátiles desarrollasen un esquema similar al propuesto en los párrafos anteriores, se podría estar ante un escenario que, visto desde una perspectiva temporal muy amplia, sería básicamente lateral, con independencia de que puedan existir importantes oscilaciones intermedias. Se estaría hablando de algo parecido a lo ocurrido en el DJIA en el periodo 1966-1982, aunque a una escala mayor.

Con respecto a los segmentos Kuznets (ver Ilustración 92. Gráfico del DJIA 1920-2017 en base logarítmica. Segmentos de 17 años.), el último que se está desarrollando apunta a un máximo bursátil en 2017, lo cual es coherente con el desarrollo del actual ciclo Juglar ya analizado. Esta conclusión estaría en línea con la circunstancia de que el actual ciclo Kitchin, siempre referido al DJIA, sea el tercero y último dentro del actual ciclo Juglar. Es muy probable que el actual ciclo Kitchin se vea afectado negativamente por situarse temporalmente en la parte más negativa del ciclo Juglar y, en consecuencia, es posible que su máximo esté desplazado a la izquierda con respecto a la mitad de su periodo.

Parece probable que el siguiente segmento de 17 años tenga una tendencia negativa, dada la situación prevista para los ciclos largos. Ello es coherente con el deterioro del estado de ánimo social ante los cambios que se avecinan, lo cual ha dado origen a tendencias disgregadoras y a la aparición de los llamados “populismos”. Al tener este carácter negativo es probable que tenga una duración algo inferior a la nominal, como



ocurrió en el periodo 1966-1982, lo que apuntaría a un mínimo en 2033 (2034 si la duración es la nominal). Este mínimo, que está fuera de la duración estimada para la Quinta Onda Kondratieff, puede ser un mínimo bursátil significativamente superior al previsto aproximadamente para el año 2027, tal como sucedió en 1982 con respecto a 1974, y a partir de él se desarrollaría un nuevo segmento de optimismo bursátil, aunque puede tener, como mínimo, un carácter moderado, al estilo del periodo 1932-1949.

Antes de terminar, advertir que se puede apreciar que el clúster de innovaciones que dará fundamento al Sexto ciclo Kondratieff está ya en marcha: la generalización de la robótica, los nuevos materiales como el grafeno, las comunicaciones 5G, el Internet incorporado en los útiles tradicionales del día a día, los avances en biomedicina, entre otros. Todo ello afectará al incremento de productividad de las empresas y las sociedades, aunque tardará todavía bastantes años en que su aparición en la vida ordinaria sea masiva.



9 Bibliografía

Álvarez Vázquez, Nelsol J., Pedro Pérez Pascual, y Ángel Alcaide Arenales. *Consideraciones en Torno a las Hipótesis Alternativas de Estacionalidades Fijas o Variables*. Paper, Madrid: Universidad Nacional de Educación a Distancia, 2001.

Abraham, Abraham, y David L. Ikenberry. «The Individual Investor and the Weekend Effect,» *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 1994: 263-277.

Agrawal, Anup, y Kishore Tandon. «Anomalies or Illusions? Evidence from Stock Markets in Eighteen Countries.» *Journal of International Money and Finance*, 1994: 83-106.

Akar, Cüneyt, y Zehra Baskaya. «Detecting the Long Term Cyclical Behaviour of the Turkish Stock Market by Means of Spectral Analysis.» *International Research Journal of Finance and Economics*, 2011: 160-167.

Alexander, Sidney. «Price Movements in Speculative Markets: Trends or Random Walks.» *Industrial Management Review* 2, nº 2 (1961): 7-26.

Allvine, Fred C. , y Daniel E. O'Neill. «Stock Market Returns and The Presidential Cycle, Implications for Market Efficiency.» *Financial Analysts Journal*, 1980: 49-56.

Alva, Kenedy, Juan Romo, y Esther Ruiz. «Modelling Intra-Day Volatility by Functional Data Analysis: an Empirical Application to the Spanish Market.» *Universidad Carlos III de Madrid*, 2009.

Andersson, Jonas, y Paul Newbold. «Modelling the Distribution of Financial Returns by Functional Data Analysis.» *Uppsala University*, 2002.

Ariel, Robert A. «A Monthly Effect in Stock Returns.» *Journal of Financial Economics*, 1987: 161-174.

Ariel, Robert. A. «High Returns Before Christmas.» *Journal of Finance*, 1990: 1611-1626.

Aronson, David. *Evidence-Based Technical Analysis*. Hoboken, Nueva Jersey: John Wiley & Sons, 2007.

Bachelier, Louis. «Théorie de la Spéculation.» *Annales Scientifique de l'École Normale Supérieure, 3e série*, 1900.

Bachiller, Alfredo. «Estimación del Ciclo Bursátil en las Bolsas Española y Americana.» *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, 1992: 979-992.

Barber, B, y T Odean. «Boys Will Be Boys: Gender, Overconfidence, and Common Stock Investment.» *Quarterly Journal of Economics*, nº 116 (2001): 261-292.

Bassetti, W. H. C., y otros. *Technical Analysis Of Stock Trends*. Madrid: Gesmovasa, 1948.

Bekaert, Geert, y Campbell R. Harvey. «Research in Emerging Markets Finance: Looking to the Future.» *Emerging Markets Review* 3, nº 4 (December 2002): 429–448.



Benko , Michal . «Functional Data Analysis with Applications in Finance.» *Tesis*. Berlín: Humboldt-Universität zu Berlin , diciembre de 2006.

Benner, Samuel. *Benner's Prophecies of Future Ups and Downs in Prices*. Cincinnati: Robert Clarke & Co, 1975.

Berry, Brian J. *Long-Wave Rhythms in Economic Development and Political Behaviour*. Baltimore: The Johns Hopkins University Press, 1991.

Bertoneche, Marc L. . «Spectral Analysis of Stock Market Prices.» *Journal of Banking & Finance*, 1979: 201-208.

Beyer, Scott B., Gerald R. Jensen, y Robert R. Johnson. «The Presidential Term: Is the Third Year the Charm?» *Journal of Portfolio Management*, 2008.

Bhardwaj, Ravinder K., y Leroy D. Brooks. «The January Anomaly: Effects of Low Share Price, Transaction Costs, and Bid-Ask Bias.» *The Journal of Finance* 47, nº 2 (1992): 553-575 .

Black, Fisher. «Noise.» *Journal of Finance* 41 (1986): 529-544.

Bolsa y Ciclos. 29 de 09 de 2013. <http://bolsayciclos.com/2013/09/29/los-secretos-de-gann-el-cuadrado-del-nueve/> (último acceso: 26 de 01 de 2017).



Booth, James R, y Lena Chua Booth. «Is Presidential Cycle in Security Returns Merely a Reflection of Business Conditions?» *Review of Financial Economics* 12, nº 2 (2003): 131–159.

Bouman, Sven, y Ben Jacobsen. «The Halloween Indicator, “Sell in May and Go Away”: Another Puzzle.» *American Economic Review*, noviembre 1997: 1618–1635.

Bressert, Walter. *The Power of Oscillator/Cycle Combinatios*. Tucson, AZ: Walter Bressert and Associates , 1991.

Brooks, Chris , y Melvin J. Hinich. «Detecting Intraday Periodicities With Application to High Frequency Exchange Rates.» *Journal of the Royal Statistical Society. (Applied Statistics)*, 2006: 241–259.

Brown, Constance M. *Technical Analysis for the Trading Professional: Strategies and Techniques for Today's Turbulent Global Financial Markets*. Nueva York, Nueva York: McGraw-Hill Companies, 2012.

Cadsby, C.B. , y M. Ratner. «Turn-of-Month and Pre-Holiday Effects on Stock Returns: Some International Evidence.» *Journal of Banking and Finance*, 1992: 497- 509 .

Chen, Ping. «A Randon Walk or Color Caos on the Stock Market? Time Frequency Analysis of S&P Indexes.» *Studies in Nonlineal Dynamics and Econometrics* 1, nº 2 (1996): 87-103.



Cootner, Paul. *The Random Character of Stock Market Prices*. Cambridge, MA: MIT Press, 1964.

—. *The Random Character of Stock Market Prices*. Cambridge: MIT Press, 1964.

Corredor Casado , Pilar, y Rafael Santamaría Aquilué. «El Efecto Día de la Semana: Resultados Sobre Algunos Mercados de Valores Europeos.» *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, 1996: 235-25.

Costa, Neil A. «W. D. Gann - The Markey Master.» *Australian Technical Analysts' Association Journal*, julio - agosto 2000.

Cowles, Alfred 3º. «Can Stock Market Forecasters Forecast?» *Econometrica*, 1 (3), 1933: 309-324.

Cowles, Alfred 3º. «Stock Market Forecasting.» *Econometrica*, 12 (3 & 4), 1944: 206-214.

Cowles, Alfred 3º y H. Jones. «Some A Posteriori Probabilities in Stock Market Action.» *Econometrica* 5, nº 3 (1937): 280-294.

Criss, Thomas B. , y John Marcum. «A Lunar Effect on Fertility.» *Social biology*, 1981: 75-80 .

Cross, Frank. «The Behaviour of Stock Prices on Fridays and Mondays .» *Financial Analyst Journal* 29, nº 6 (1973): 67-69.



Cross, John G. A. *A Theory of Adaptive Economic Behavior*. Cambridge, MA: Cambridge University Press, 1983.

Davis, Harold T. *The Analysis of Economic Time Series*. Bloomington: The Principia Press, 1941.

De Bondt, Werner F.M, y Richard Thaler. «Does the Stock Market Overreact?» *Journal of Finance*, nº 40 (1985): 793-805.

De Castro, John M., y Sharon M. Pearcey. «Lunar Rhythms of the Meal and Alcohol Intake of Humans.» *Physiology & Behavior*, 1995: 439-44.

Dewey, Edward R., y Edwin F. Dakin. *Cycles: The Science of Prediction*. Nueva York: H. Holt and Company, 1949.

Dewey, Edward R. , y Og Mandino. *Cycles: The Mysterious Forces That Trigger Events*. Nueva York: Hawthorn Books, Inc., 1971.

Dewey, Edward R. «The Case of Cycles.» *Cycles Magazine*, 1967.

Dichev, Iliia D. , y Troy D. Janes. «Lunar Cycle Effects in Stock Returns.» agosto 2001.

Diebolt, Claude, y Cédric Doliger. «Kuznets Versus Kitchin, Juglar & Kondratieff. Renewed Spectral Analysis of Comparative Growth of Per Capita GDP Series in the OECD Countries in the Nineteenth and Twentieth Centuries.» *Association Française de Cliométrie (AFC)*, nº 2 (2005).



Doeswijk, Ronald Q. «The Optimism Cycle: Sell in May.» *De Economist*, 2008: 175–200.

Douglas, Alex. «“Fibonacci” The Man & the Markets.» *Standard & Poor’s Economic Research Paper*. Standard & Poor’s MMS, 20 de febrero de 2001.

Edwards, Sebastian, Javier Gómez Biscarri, y Fernando Perez de Gracia. «Stock Market Cycles, Financial Liberalization and Volatility.» *Journal of International Money and Finance*, 2003: 925-955 .

Ehlers, John F. *MESA and Trading Market Cycles*. Nueva York, NY: John Wiley & Sons, Inc, 2002.

Einstein, Albert. «*Eine Neue Bestimmung der Moleküldimensionen*». Berne: Wyss Buchdruckerei, 1905.

Eliades, Peter. *Stock Market Cycles*. <http://www.stockmarketcycles.com/about-peter-eliades-1.html> (último acceso: 7 de Agosto de 2016).

Elliott, Ralph Nelson. *Nature’s Law, The Secret of the Universe*. Nueva York: Elliot, 1946.

Escañuela, Ignacio. «Evidencia Empírica Sobre la Predictibilidad de los Ciclos Bursátiles: el Comportamiento del Índice Dow Jones Industrial Average en las Crisis Bursátiles de 1929, 1987, 2007.» *Munich Personal RePEc Archive*, 2011.



Euclides. *Elementaria. Obra completa. Volumen II: Libros V-IX*. Madrid: Gredos, 1994.

Fama, Eugene. «Efficient Capital Markets: A Review of Theory and Empirical Work.» *Journal of Finance*, nº 25 (1970): 383-417.

Fama, Eugene. «Random Walks in Stock Market Prices.» *Financial Analysts Journal* 21, nº 5 (1965): 55–59.

Fama, Eugene. «The Behavior of Stock-Market Prices.» *The Journal of Business* 38, nº 1 (1965): 34-105.

Fischhoff, Baruch, y Paul Slovic. *A Little Learning...: Confidence in Multicue Judgement Tasks*. Vol. VIII, de *Attention and Performance*. Erlbaum, Hillsdale: In R. Nickerson (ed.), 1980.

Foundation for the Study of Cycles, INC. *Foundation for the Study of Cycles*. 2014. <http://foundationforthestudyofcycles.org/why-study-cycles/> (último acceso: 15 de octubre de 2016).

French, Kenneth R. «Stock Returns and the Weekend Effect.» *Journal of Financial Economics* 8, nº 1 (marzo 1980): 55-69.

Friedman, Milton, y Max Sasuly. «Review of Cycles: The Science of Prediction.» *Journal of the American Statistical Association* 43, nº 241 (Marzo 1948): 139-145.



Gärtner, Manfred , y Klaus W. Wellershoff. «Is There an Election Cycle in American Stock Returns?» *International Review of Economics & Finance*, 1995: 387–410.

Garret, William C. *Investing for Profit with TORQUE Analysis of Stock Market Cycles*. Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall, 1973.

Gelderen, Jacob van. «Springvloed-Beschouwingen Ober Industrielee Ontwikkeling en Prijsbeweging.» *Die Nieuwe Tijd*, 1913.

Gervais, Simon, y Terrance Odean. «Learning To Be Overconfident.» *Review of Financial Studies*, nº 14 (2001): 1-27.

Gibbons, Michael R., y Patrick Hess. «Day of the Week Effects and Asset Returns.» *The Journal of Business* 54, nº 4 (octubre 1981): 579-596.

Giovanis, Eleftherios. «The Turn-of-the-Month-Effect: Evidence from Periodic Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity (PGARCH) Model.» *International Journal of Economic Sciences and Applied Research*, 2014: 43-61.

Gómez Biscarri, Javier, y Fernando Perez de Gracia. «Stock Market Cycles and Stock Market Development in Spain.» *Spanish Economic Review* , 2004.

Goetzmann, William N. «Fibonacci and the Financial Revolution.» *Working paper no 03-28*. New Haven, Connecticut: Yale School of Management, 23 de octubre de 2003.



Gordon, Ian. *Long Wave Cycle*. <http://www.longwavegroup.com/> (último acceso: 19 de noviembre de 2015).

Grafton, Christopher. *Mastering Hurst Cycle Analysis. A Modern Treatment of Hurst's Original System of Market Analysis*. Petersfield, Hampshire: Harriman House Ltd, 2011.

Granger, Clive W. J., y Oskar Morgenstern. «Spectral Analysis of New York Market Prices.» *Kyklos*, 1963: 1–27.

Grau, Pilar. *Economía Dinámica Caótica: una Aplicación al Mercado de Capitales Español*. Tesis Doctoral, Universidad Complutense de Madrid, Madrid: Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales, 1996.

Grossman, Sanford J., y Joseph E. Stiglitz. «On the Impossibility of Informationally Efficient Markets.» *The American Economic Review*, 1980: 393-408.

Gultekin, Mustafa N. , y N.Bulent Gultekin. «Stock Market Seasonality: International Evidence.» *Journal of Financial Economics* 12, nº 4 (diciembre 1983): 469–481.

Hamid, Shaikh A. «Monthly Seasonality in US Long Term Corporate Bonds.» *Proceedings of the Academy of Accounting and Financial Studies* 15, nº 1 (2010): 31-37.

Harris, Lawrence. «A Transaction Data Study of Weekly and Intradaily Patterns in Stock Returns.» *Journal of Financial Economics*, 1986: 99–118 .



Haugen, Robert, y Philippe Jorion. «The January Effect: Still There After All These Years.» *Financial Analysts Journal*, 1996: 27-31.

Hawanini, Gabriel, y Donald B. Keim. «On the Predictability of Common Stock Returns: World-wide Evidence.» *Handbooks in Operations Research and Management Science* , 1995: 497–544 .

Hensel, C.R., y W.T. Ziemba. «United States Investment Returns During Democratic and Republican Administrations.» *Financial Analysts Journal*, 1995: 61-69.

Hirsch, Jeffrey A., y Yale Hirsch. *Stock Traders Almanac*. Hoboken, Nueva Jersey: John Wiley & Sons, Inc, 2012.

Huberman, Gur, y Tomer Regev. «Contagious Speculation and a Cure for Cancer: A Nonevent That Made Prices Soar.» *Journal of Finance*, nº 56 (2001): 387-396.

Hulbert, Mark. *Barron's*. 3 de Noviembre de 2005. <http://www.barrons.com/articles/SB113103502920987457> (último acceso: 6 de Agosto de 2016).

Hurst, James M. *The Profit Magic of Stock Transaction Timing*. Englewood Cliffs, Nueva Jersey: Prentice Hall, 1970.

Ichinose, Takafumi, Shigeki Hirobayashi, Tadanobu Misawa, y Toshio Yoshizawa. «Forecast of Stock Market Based on Nonharmonic Analysis Used on Nasdaq since 1985.» *Applied Financial Economics*, 2012: 197-208.



Igartua, María. *El Confidencial*. 20 de 06 de 2015. http://www.elconfidencial.com/mercados/2015-06-20/el-exito-de-invertir-con-estadisticas-annual-cycles-quinto-mejor-fondo-de-morningstar_893218/ (último acceso: 06 de 08 de 2016).

Ignatius, Roger. «The Bombay Stock Exchange: Seasonalities and Investment Opportunities.» *School of Business Discussion Papers*, 1992.

Ingrassia, Salvatore, y G. Damiana Costanzo. «Functional Principal Component Analysis of Financial Time Series.» *Springer-Verlag*, 2005: 351-358.

Jaffe, Jeffrey, y Randolph Westerfield. «The Week-End Effect in Common Stock Returns: The International Evidence.» *The Journal of Finance* 40, nº 2 (1985): 433-454.

Jaffe, Jeffrey F., Randolph Westerfield, y Christopher Ma. «A Twist on the Monday Effect in Stock Prices: Evidence From the U.S. and Foreign Stock Markets.» *Journal of Banking & Finance*, (septiembre 1989): 641-650.

Jegadeesh, Narasimhan, y Sheridan Titman. «Returns to Buying Winners and Selling Losers: Implications for Stock Market Efficiency.» *The Journal of Finance* 48, (marzo 1993):65-91.



Johansen, Anders, y Didier Sornette. «Shocks, Crashes and Bubbles in the Financial Markets.» *Brussels Economic Review - Cashiers Economiques de Bruxelles* 53, nº 2 (2010): 201-253.

Johnson, A. Bruce. «Finding Cycles in Time Series Data.» *Technical Analysis of Stocks and Commodities*, agosto 1990: 287-293.

Jones, Alfred 3rd Cowles and Herbert E. «Some A Posteriori Probabilities in Stock Market Action.» *Econometrica* 5, 1937: 280-294.

Jordan, Susan D., y Bradford D. Jordan. «Seasonality in Daily Bond Returns.» *Journal of Financial and Quantitative Analysis* 26, nº 2 (junio 1991): 269-285.

Jung, Shiller R. and J. «Samuelson's Dictum and The Stock Market.» *Economic Inquiry* 43, nº 2 (2005): 221-228.

Kaepffel, Jay. «The January Barometer: Myth and Reality.» *Technical Analysis of Stocks & Commodities*, julio 1990: 252-254.

Kahneman, Daniel, y Amos Tversky. «Prospect Theory: an Analysis of Decision Under Risk.» *Econometrica* 47, nº 2 (1979): 263-292.

Kamstra, Mark J., Lisa A. Kramer, y Maurice D. Levi. «Seasonal Variation in Treasury Returns.» *Michigan State University Seminars*, agosto 2011.



Kaufman, Perry J. *New Trading Systems and Methods*. Hoboken, Nueva Jersey: John Wiley & Sons Inc., 2005.

Keim, Donald B. «Daily Returns and Size-Related Premiums: One More Time.» *The Journal of Portfolio Management*, 1987: 41-47.

Keim, Donald B. «Size-Related Anomalies and Stock Return Seasonality: Further Empirical Evidence.» *The Journal of Finance* 12, nº 1 (1983): 13-32.

Kelly, Ivan W., James Rotton, y Roger Culver. «The Moon Was Full and Nothing Happened.» *Skeptical Inquirer* 10, nº 2 (1985).

Kendall, Maurice. «The Analysis of Time Series, Part 1: Prices.» *Journal of the Royal Statistical Society, Series A (General)*, 116 (1), 953: 11-34.

Kim, Chan-Wung, y Jinwoo Park. «Holiday Effects and Stock Returns: Further Evidence.» *Journal of Finance and Quantitative Analysis* 29, nº 1 (marzo 1994): 145-157.

Kirkpatrick II, Charles D., y Julie R. Dahlquist. *Technical Analysis, The Complete Resource for Financial Market Technitians*. 2ª edición. Upper Saddle River, Nueva Jersey: Pearson Education Inc publishing as FT Press, 2011.

Kirkpatrick, Charles D. «Linear Regression Projection of Periodicity.» *MTA Journal*, 1990.



Kitchin, Joseph. «Cycles and Trends in Economic Factors.» *Review of Economics and Statistics* 5, nº 1 (1923): 10–16.

Knox Barker, David. *Market Oracle*. 20 de abril de 2012. <http://www.marketoracle.co.uk/Article34228.html> (último acceso: 27 de octubre de 2016).

Korotayev, Andrey V., y Sergey V. Tsirel. «A Spectral Analysis of World GDP Dynamics: Kondratieff Waves, Kuznets Swings, Juglar and Kitchin Cycles in Global Economic Development, and the 2008–2009 Economic Crisis.» *Structure and Dynamics* 4, nº 1 (2010).

Law, Samuel P. «The Regulation of Menstrual Cycle and its Relationship to the Moon.» *Acta Obstet Gynecol Scan* 65, nº 1 (1986): 45-8.

Levis, Manuel. «Are Small Firms Big Performers?» *Investment Analyst*, 1985: 21-27.

Lichtenstein, S, B Fischhoff, y L.D. Phillips. «Calibration of Probabilities: The State of Art to 1980.» En *Judgement Under Uncertainty: Heuristics and Biases*, editado por Cambridge Press, 306-334. Cambridge, MA: In Kahneman, D. P. Slovic, and A. Tversky (eds.), 1982.

Lo, Andrew W., y A. Craig MacKinlay. «Stock Market Prices Do Not Follow Random Walks: Evidence from a Simple Specification Test.» *Review of Financial Studies*, 1988: 41-66.



Lo, Andrew W. «The Adaptive Markets Hypotesis: Market Efficiency from an Evolutionary Perspective.» (Journal of Portfolio Management) 30 (2004): 15-29.

Loomis, Carol. «Warren Buffett on the Stock Market.» *Fortune*, 2001.

MacLean, George. *Fibonacci and Gann Applications in Financial Markets*. West Sussex: John Wiley & Sons Ltd, 2005.

Malkiel, Burton G. *A Random Walk Down Wall Street: The Time-Tested Strategy for Successful Investing*. Princeton: Princeton University Press, 1973.

Mandelbrot, Benoit B. «The Variation of Certain Speculative Prices.» *Journal of Business* 36 (1963): 394-419.

Masset, Philippe. *Analysis of Financial Time-Series Using Fourier and Wavelet Methods*. Working Papers, Fribourg: University of Fribourg, 2008.

McConnell, John J. , y Wei Xu. «Equity Returns at the Turn of the Month.» *Financial Analysts Journal* 64, nº 2 (2008): 49-64.

Merrill, Arthur A. *Behavior of Prices on Wall Street*. Chappaqua, NY: Analysis Press, 1966.

Millard, Brian. *Future Trends From Past Cycles*. Hampshire, Reino Unido: Harriman House, 2010.



Miller, Edward M. «Why a Weekend Effect?» *Journal of Portfolio Management*, 1988: 42- 48 .

Mingotti, Nicola, Rosa Lillo, y Juan Romo. «A Random Walk Test for Functional Time Series.» *Universidad Carlos III de Madrid. Departamento de Estadística*, 2015.

Mokrasch, Lewis Carl. «Looking At 10- Year Stock Price Patterns.» *Technical Analysis of Stocks & Commodities*, 1991: 140-141.

Mokrasch, Lewis Carls. «Detecting Seasonality.» 1992: 339-343.

Moore, Arnold. «Some Characteristics of Changes in Common Stock Prices.» En *The Random Character of Stock Market Prices*, de Risk Books, 139–61. Cambridge: The MIT Press, 1964.

Mr. Buffett on the Stock Market The most celebrated of investors says stocks can't possibly meet the public's expectations. As for the Internet? He notes how few people got rich from two other transforming industries, auto and aviation. «Fortune.» *Fortune*. Warren Buffett y Carol Loomis. Noviembre 1999. http://archive.fortune.com/magazines/fortune/fortune_archive/1999/11/22/269071/index.htm (último acceso: 15 de julio de 2015).

Muller, Ulrich A., Michael M. Dacorogna, Rakhal D. Dave, Olivier V. Pictet, Richard B. Olsen, y J. Robert Ward. *Fractals and Intrinsic Time - a Challenge to Econometricians*. Working papers, Olsen and Associates, 1995.



Mumtaz, Khalid. «Do the Fibonacci Time Horizons Have Predictive Capacity in Determining Key Reversal Points in Dow Jones Industrial Average (DJIA).» *Proceedings of Global Business and Finance Research Conference*. Melbourne: Mr. Md. Mahbubul Hoque Bhuiyan, World Business Institute, Australia, 2014. 1-13.

Neal, Richard D, y Malcolm Colledge. «The Effect of The Full Moon on General Practice Consultation Rates.» *Family Practice* 17 (2000): 472-474.

Nison, Steve, y Nison Nison. *Japanese Candlestick Charting Techniques, 2nd Edition*. 560 - PHP , 2001.

O'Higgins, Michael B., y John Downes. *Beating the Dow. A High-Return, Low Risk Method for Investing in the Dow Industrial Stocks with as Little as \$5,000*. Nueva York: Harper Collins, 1990.

Osborne, M. F. M. «Brownian Motion in the Stock Market .» *Operations Research*, 1959: 145-173.

Osborne, M. F. M. «Periodic Structure in the Brownian Motion of Stock Prices.» *Operations Research*, 1962: 145-173.

Patel, Jayen B. «The January Effect Anomaly Reexamined In Stock Returns.» *The Journal of Applied Business Research* 32, nº 1 (2015): 317-324.

Peña, Ignacio. «Daily Seasonalities and Stock Market Reforms in Spain.» *Applied Financial Economics*, 1995: 419-423.



Plummer, Tony. *Forecasting Financial Markets: The Psychology of Successful Investing*. 5ª edición. Londres: Kogan Page, 2006.

Prechter, Robert Rougelot, A. J. Frost, Prechter, Robert R., Prechter, Robert R., Jr., y Prechter, Robert & Frost A.j. *Elliott Wave Principle: Key to Market Behavior 10th Edition*. John Wiley & Sons, 2000.

Pring, Martin J. *Technical Analysis Explained*. McGraw Hill, 2002.

Ramsay, James O., y Bernard W. Silverman. *Applied Functional Data Analysis: Methods and Case Studies*. Nueva York: Springer-Verlag, 2002.

Reinganum, Marc R. «The Anomalous Stock Market Behavior of Small Firms in January: Empirical Tests for Tax-Loss Selling Effects.» *Journal of Financial Economics* 12, nº 1 (1983): 89-104.

Riedel, Herbert H. J. «Do Stock Prices Reflect Fibonacci Ratios?» *Stock & Commodities*, 2012.

Ritter, Jay R. «The Buying and Selling Behavior of Individual Investors at the Turn of the Year.» *The Journal of Finance* 43, nº 3 (1988): 701-717.

Rode, David, Yolanda Friedman, Satu Parikh, y Jerimiah Kane. «An Evolutionary Approach to Technical Trading and Capital Market Efficiency.» *Working Paper, Wharton School*, 1995.



Rogalski, Richard J. «New Findings Regarding Day of the Week Returns Over Trading and Non-Trading Periods: a Note.» *The Journal of Finance*, 1984: 1603-1614.

Roll, Richard. «Was ist Das? The Turn of the Year Effect and the Return Premia of Small Firms.» *Journal of Portfolio Management*, invierno 1983: 8-28.

Romer, Christina D. *Business Cycles*. 2008.
<http://www.econlib.org/library/Enc/BusinessCycles.html>.

Rozeff, Michael S., y William R. Kinney Jr. «Capital Market Seasonality: The Case of Stock Returns.» *Journal of Financial Economics*, 1976: 379-402.

Sakakibara, Shigeki, Takashi Yamasaki, y Katsuhiko Okada. «The Calendar Structure of the Japanese Stock Market: The “Sell in May Effect” Versus the “Dekansho-Bushi Effect” .» *International Review of Finance*, 2013: 161–185.

Samuelson, Paul A. «Proof that Properly Anticipated Prices Fluctuate Randomly.» nº 6 (1965): 41-49.

Sands, Joanne M, y Lynn E Miller. «Effects of Moon Phase and Other Temporal Variables on Absenteeism.» *Psychological Reports* 69 (1991): 959-962.

Sayan, Gonul Turhan, y Serdar Sayan. «Use of Time-Frequency Representations in the Analysis of Stock Market Data.» *E. Kontoghiorghes, B. Rustem and S. Siokos (eds.), Computational Methods in Decision-Making, Economics and Finance*, 2002: 429-451.



Schumpeter, Joseph A. *Business Cycles: A Theoretical Historical, and Statistical Analysis of the Capitalist Process*. Nueva York: McGraw-Hill, 1939.

Selden, George C. *Psychology of the Stock Market: Human Impulses Lead To Speculative Disasters*. Nueva York: Ticker Publishing, 1912.

Selvam, A. Mary. «Spectral Analysis of Dow Jones Index and Comparison with Model Predicted Cycles During 1900-2005.» *Cornell University Library*. 2006. <https://arxiv.org/ftp/physics/papers/0603/0603065.pdf> (último acceso: 10 de Agosto de 2016).

Sewell, Martin. *Characterization of Financial Time Series*. Nota de investigación, Londres: UCL Computer Science, 2011.

Sharma, J. L., y Robert E. Kennedy. «Comparative Analysis of Stock Price Behaviour of Bombay, London and New York.» *Journal Finance and Quantitative Analysis*, nº 3 (1977): 391-41.

Sharpe, William, y G. Alexander. *Investments*. 4ª edición. Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall, 1990.

Shiller, Robert J. *Irrational Exuberance*. 2ª edición. New York, NY: Broadway Books, 2001.

Singhal, Ankur, y Vikram Bahure. «Weekend Effect of Stock Returns in the Indian Market.» *Great Lakes Herald Journal*, marzo 2009: 12-22.



Smirlock, Michael, y Laura Starks. «Day-of-the-Week Effects and Intraday Effects in Stock Returns.» 1986: 197-210.

Smith, Edgar Lawrence. *Common Stocks as Long Term Investments*. Whitefish, Montana: Kessinger Publishing, 1928.

—. *Tides in the Affairs of Men*. Nueva York, NY: MacMillan Company, 1939.

Sornette, Didier. *Why Stock Markets Crash: Critical Events in Complex Financial Systems*. Princeton, NJ: Princeton University Press, 2003.

Stovall, Robert H. «Forecasting Stock Market Performance Via the Presidential Cycle.» *Financial Analysts Journal* 43, nº 8 (1992): 5-8.

Tarasov, Sergey. <http://www.timingsolution.com>. mayo de 2008. http://www.timingsolution.com/TS/Articles/Saga_2/ (último acceso: 12 de noviembre de 2015).

Tarkany, Frank. «Weekly Price Cycles: Evidence of Auto-Correlation.» *Technical Analysis of Stocks and Commodities Magazine* 5, nº 4 (abril 1987): 127.

Tillman, Jim. «Practical Application of Cycles to Investment Markets.» *Journal of Technical Analysis*, 1990: 17-24.

Trotsky, Leon. «The Curve of Capitalist Development.» *Vestnik Sotsialisticheskoi Akademii*, abril 1923.



Tutorial, Cycles. «Cycles.» *Technical Analysis.org*. John Ehlers.
<http://cycles.technicalanalysis.org.uk/Tutorial.pdf> (último acceso: 15 de noviembre de 2015).

Tversky, Amos, y D Kahneman. «Extensional vs. Intuitive Reasoning: The Conjunction Fallacy in Probability Judgment.» *Psychological Review*, nº 90, no.4 (1983): 293-315.

Wachtel, Sidney B. «Certain Observations on Seasonal Movements in Stock Prices.» *The Journal of Business of the University of Chicago*, 15, nº 2 (1942): 184-193.

Walker, Jeff. «What K-Wave?» *Technical Analysis of Stocks & Commodities* 7, nº 7 (1990): 221-229.

Wang, Ko , Yuming Li, y John Erickson. «A New Look at the Monday Effect.» *The Journal of Finance* 52, nº 5 (diciembre 1997): 2171- 2186.

Warren, Anthony. «A Mini Guide to Fourier Spectrum Analysis.» *Technical Analysis of Stocks & Commodities* 1 (febrero 1982): 26-28.

Weiskott, Gerald N. «Moon Phases and Telephone Counseling Calls.» *Psychological Reports* 35 (1974): 752-754.

Wolff, Salomon de. «Prosperitats und Depressionsperioden.» Editado por Otto Jansen. *Der Lebendige Marxismus*, 1924: 13-43.



Wong, Wing-Keung, y Michael McAleer. «Mapping the Presidential Election Cycle in US Stock Markets.» *Social Science Research Network*, enero 2007.

Wood, Robert A., Thomas H. McInish, y J. Keith Ord. «An Investigation of Transactions Data for NYSE Stocks.» *The Journal of Finance* 40, nº 3 (1984): 723-739.

Working, Holbrook. «A Random-Difference Series for Use in the Analysis of Time Series.» *Journal of the American Statistical Association*, 29 (185), 1934: 11-24.

Working, Holbrook. «A Theory of Anticipatory Prices.» *American Economic Review*, nº 48 (1958): 188-199.

Wu, Amy. «Fast Fourier Transform.» *Technical Analysis of Stocks & Commodities* 10, nº 7 (julio 2002): 58-61.

Wykoff, Richard. «William D. Gann. An Operator Whose Science and Ability Place Him in the Front Rank. His Remarkable Predictions and Trading Record.» *Ticker and Investment Digest* 5, nº 2 (Diciembre 1909): 54.

Yadav, Pradeep K., y Peter Pope. «Intraweek and Intraday Seasonalities on Stock Market Risk Premia: Cash and Futures .» *Journal Banking Finance*, 1992: 233-270.

Yan, Wu , John G. Powell, Jing Shi, y Wei Xu. «Chinese Stock Market Cyclical Regimes: 1991-2006.» *Economics Letters*, 2007: 235-239.



Yuan, Kathy, Lu Zheng, y Qiaoqiao Zhu. «Are Investors Moonstruck? Lunar Phases and Stock Returns.» *Journal of Empirical Finance* 13, nº 1 (Enero 2006): 1-23.



11 Lista de Ilustraciones

ILUSTRACIÓN 1. AÑOS DE PRECIOS MÍNIMOS Y MÁXIMOS EN LOS PRECIOS DEL ACERO HASTA 1904. PROYECCIONES A FUTURO MANTENIENDO LA MISMA PERIODICIDAD, SIN BASARSE EN DATOS REALES.....	38
ILUSTRACIÓN 2. GRÁFICO PRECIOS DIARIOS DEL DJIA INCORPORANDO LOS CICLOS DEL MODELO DE BENNER SIN AJUSTAR.....	38
ILUSTRACIÓN 3. EXTENSIÓN DEL MODELO DE BENNER PARA LOS PRECIOS DEL ACERO A 1978-2039. AÑOS DE PRECIOS MÍNIMOS Y MÁXIMOS.....	39
ILUSTRACIÓN 4. GRÁFICO PRECIOS DIARIOS DEL DJIA 1981-2014 INCORPORANDO LOS CICLOS DEL MODELO DE BENNER SIN AJUSTAR.....	40
ILUSTRACIÓN 5. EXTENSIÓN DEL MODELO DE BENNER PARA LOS PRECIOS DEL ACERO A 1983-2064 AJUSTADO PARA HACERLO COINCIDIR CON LOS MÍNIMOS DEL DJIA. AÑOS DE PRECIOS MÍNIMOS Y MÁXIMOS.	41
ILUSTRACIÓN 6. GRÁFICO DE PRECIOS DIARIOS DEL DJIA INCORPORANDO LOS CICLOS TEMPORALES DEL MODELO DE BENNER AJUSTADO DE ACUERDO CON LOS PÁNICOS MÁS RECIENTES DE LOS MERCADOS.....	41
ILUSTRACIÓN 7. PROGRESIÓN DOBLE Y TRIPLE DEL CICLO DE 17.75 AÑOS.....	44



ILUSTRACIÓN 8. CICLO DE 18 Y 1/3 AÑOS EN LA ACTIVIDAD DEL MERCADO INMOBILIARIO EN EEUU.....	46
ILUSTRACIÓN 9. ANÁLISIS DEL CICLO DE 3,5 AÑOS EN EL DJIA.	46
ILUSTRACIÓN 10. CUADRADO DEL NUEVE.....	51
ILUSTRACIÓN 11. GRÁFICO DE GANN PARA LA SOJA.	53
ILUSTRACIÓN 12. PERIODICIDADES APORTADAS POR J. M. HURST EN LOS COMPONENTES CÍCLICOS DE LOS MERCADOS.	57
ILUSTRACIÓN 13. SUMACIÓN DE LOS PRIMEROS CUATRO COMPONENTES CÍCLICOS OBTENIDOS A TRAVÉS DE LA TRANSFORMADA DISCRETA DE FOURIER (LÍNEA ROJA), SUPERPUESTO AL ÍNDICE DJIA, DESDE SUS COMIENZO DE SU COTIZACIÓN. REPRESENTACIÓN DE CADA UNO DE ESOS CUATRO CICLOS.	70
ILUSTRACIÓN 14. EJEMPLO DEL PRINCIPIO DE SUMACIÓN DE DOS COMPONENTES CÍCLICOS, DE 18 Y 78 SEMANAS.	72
ILUSTRACIÓN 15. IBEX 35 (1993-2015).....	77
ILUSTRACIÓN 16. PERIODICIDADES NOMINALES PROPUESTAS POR JAMES HURTS (1970).	78
ILUSTRACIÓN 17. ADAPTACIÓN DE LOS MODELOS NOMINALES DE PERIODOS APORTADOS POR DIVERSOS AUTORES. MÚLTIPLOS ARMÓNICOS CON CICLO DE 26 SEMANAS Y 22 SEMANAS COMO CICLO BASE.	79



ILUSTRACIÓN 18. IBEX 35 NOVIEMBRE 2014-NOVIEMBRE 2015. CICLO DE 13 SEMANAS.....	81
ILUSTRACIÓN 19. IBEX 35. OCTUBRE 2011-NOVIEMBRE 2015. CICLO DE 39 SEMANAS.....	83
ILUSTRACIÓN 20. PROYECCIÓN DE LA SERIE FIBONACCI EN GRÁFICO DEL EURO ETF, ABRIL 2008-JUNIO 2010.	90
ILUSTRACIÓN 21. APLICACIÓN DE LA PROPORCIONALIDAD TEMPORAL EN BASE A LOS RATIOS DE FIBONACCI EN EL IBEX 35, DESDE SUS COMIENZOS HASTA NOVIEMBRE 2016.	92
ILUSTRACIÓN 22. DJIA 1897-DICIEMBRE 2016. DATOS SEMANALES. ESCALA LOGARÍTMICA.	96
ILUSTRACIÓN 23. CICLOS ECONÓMICOS CUYA PERIODICIDAD TAMBIÉN HA SIDO ACLAMADA EN EL MOVIMIENTO DE LOS PRECIOS DE LOS ACTIVOS FINANCIEROS.	97
ILUSTRACIÓN 24. ONDAS-K DETECTADAS POR KONDRATIEFF Y PERIODICIDADES.	100
ILUSTRACIÓN 25. ONDAS-K POSTERIORES A KONDRATIEFF. CONSENSO DE PERIODICIDADES PROPUESTAS POR LOS ESTUDIOSOS DE KONDRATIEFF.....	100
ILUSTRACIÓN 26. ESQUEMA TEÓRICO POR AUTORES Y AÑOS DE LA ONDA-K.....	102
ILUSTRACIÓN 27. CICLOS KONDRATIEFF Y POTENCIAS Y SECTORES VINCULADOS.....	104
ILUSTRACIÓN 28. REPRESENTACIÓN DE LAS ÚLTIMAS ONDA-K Y SUS FASES.	105
ILUSTRACIÓN 29. RENTABILIDADES ANUALES MERCADO AMERICANO. DATOS PARA EL CÁLCULO: CIERRES ANUALES DE LOS ÍNDICES DE COWLES PARA 1881-1885. CESTA DE ACCIONES: 10	



FERROCARRILES, 2 INDUSTRIALES PARA 1886-1889. CESTA DE 20 VALORES: 16	
FERROCARRILES, 2 INDUSTRIALES PARA 1890-1896. DJIA DESDE 1897 EN ADELANTE	
(CREADO EN MAYO DE 1896).....	112
ILUSTRACIÓN 30. S&P 500 1980-2010. CICLO PRESIDENCIAL EN EEUU.	115
ILUSTRACIÓN 31. DJIA 1833-2014. PATRÓN DEL CICLO PRESIDENCIAL DE 4 AÑOS. “D” HACE	
REFERENCIA AL PARTIDO POLÍTICO DEMÓCRATA, MIENTRAS QUE “R” HACE REFERENCIA AL	
PARTIDO REPUBLICANO.....	117
ILUSTRACIÓN 32. EFECTO MENSUAL EN LAS RENTABILIDADES TOTALES DE LOS BONOS	
CORPORATIVOS A LARGO PLAZO 1926-2008.....	120
ILUSTRACIÓN 33. RENTABILIDAD TOTAL DEL ÍNDICE MSCI WORLD INDEX PARA LOS DOS	
PERIODOS ANUALES, VERANO E INVIERNO, DEFINIDOS DE DISTINTA FORMA EN EL PANEL A,	
B Y C RESPECTIVAMENTE, Y PARA DISTINTOS HORIZONTES TEMPORALES.	122
ILUSTRACIÓN 34. EFECTO VACACIONAL. PORCENTAJE DE ACCIONES ALCISTAS EN EL MERCADO	
AMERICANO PARA LOS PERIODOS INDICADOS.	126
ILUSTRACIÓN 35. CICLO DE 30 DÍAS. DIFERENCIA EN LAS RENTABILIDADES DE UN ÍNDICE	
BURSÁTIL.	128
ILUSTRACIÓN 36. IBEX 35 OCTUBRE 2014-NOVIEMBRE 2015. CICLO DE 37 DÍAS LABORALES,	
SIETE SEMANAS Y MEDIA.	133



ILUSTRACIÓN 37. IBEX 35 NOVIEMBRE 2014-NOVIEMBRE 2015. SOBRES CENTRADOS Y SEPARADOS DE SU MEDIA EN UN 2.5%	134
ILUSTRACIÓN 38. IBEX 35 PARA EL PERIODO NOVIEMBRE 2014-NOVIEMBRE 2015. CICLOS DE 28 DÍAS DE NEGOCIACIÓN, 5.8 SEMANAS.....	136
ILUSTRACIÓN 39. IBEX 35 NOVIEMBRE 2014-NOVIEMBRE 2015. INDICADOR MACD PARA UN CICLO DE 23 DÍAS.....	139
ILUSTRACIÓN 40. IBEX 35 ENERO 2015 – DICIEMBRE 2016. CICLOS DE 21 SESIONES. MÉTODO DE OBSERVACIÓN.....	142
ILUSTRACIÓN 41. IBEX 35 ENERO 2015 – DICIEMBRE 2016. NIVELES MÍNIMOS DESTACADOS.	142
ILUSTRACIÓN 42. MÉTODO DE REGRESIÓN LINEAL DE CHARLES D. KIRKPATRICK PARA EL IBEX 35 ENERO 2015 – DICIEMBRE 2016.....	143
ILUSTRACIÓN 43. MEDIA MÓVIL CENTRADA 5 SESIONES SOBRE EL IBEX 35, NOVIEMBRE 2014-2015. CICLOS DE 23 SESIONES.	145
ILUSTRACIÓN 44. EJEMPLO DE MÉTODO TILLMAN. US CORPORATION NOVIEMBRE – JULIO 2000.....	146
ILUSTRACIÓN 45. EJEMPLO DEL MÉTODO DE HURST DE LÍNEA FUTURA DE DEMARCACIÓN SOBRE US STEEL CORPORATION.....	147



ILUSTRACIÓN 46. RENTABILIDAD DE LOS BONOS CORPORATIVOS, CATEGORÍA GRADO DE INVERSIÓN. ANÁLISIS FOURIER REALIZADO POR SERGEY TARASOV (2008).	149
ILUSTRACIÓN 47. PERIOGRAMA.	150
ILUSTRACIÓN 48. REPRESENTACIÓN GRÁFICA DE LOS ÍNDICES DJIA, NASDAQ, DAX E IBEX 35 DESDE SUS COMIENZOS, SALVO PARA EL DJIA QUE SE REPRESENTA DESDE 1914. DATOS DIARIOS.	154
ILUSTRACIÓN 49. REPRESENTACIÓN GRÁFICA DE LOS LOGARITMOS DE LOS ÍNDICES DJIA, NASDAQ, DAX E IBEX-35 Y DE LA TENDENCIA. ESTOS SON REPRESENTADOS DESDE LOS COMIENZOS DE SU COTIZACIÓN RESPECTIVAMENTE, SALVO PARA EL DJIA QUE SE REPRESENTA DESDE 1914. DATOS DIARIOS.	155
ILUSTRACIÓN 50. ANÁLISIS DE FOURIER DEL DJIA, NASDAQ, DAX E IBEX-35.....	156
ILUSTRACIÓN 51. PERIODICIDADES MÁS IMPORTANTES ENCONTRADAS EN LOS LOGARITMOS DE LOS PRECIOS DEL DJIA, NASDAQ, DAX E IBEX-35 OBTENIDAS DESDE SUS COMIENZOS DE COTIZACIÓN, SALVO PARA EL CASO DEL DJIA QUE SE OBTIENE PARTIENDO DE LOS DATOS DE 1914.	160
ILUSTRACIÓN 52. GRÁFICO DE LA AMPLITUD Y COLORES CORRESPONDIENTES. MESA SOFTWARE.	162
ILUSTRACIÓN 53. FUTURO DEL S&P CONTINUOUS NOVIEMBRE 2004-2005.....	162



ILUSTRACIÓN 54. FUTURO DEL S&P CONTINUOUS NOVIEMBRE 2004-2005.....	163
ILUSTRACIÓN 55. GRÁFICO DEL IBEX 35 DESDE 1987 A 2016. DATOS DIARIOS.....	171
ILUSTRACIÓN 56 . <i>DOW JONES INDRUATIAL AVERAGE</i> DESDE 1900 A 2016	173
ILUSTRACIÓN 57. ÍNDICE DAX DESDE 1987 HASTA 2016. DATOS DIARIOS.....	174
ILUSTRACIÓN 58. ÍNDICE NASDAQ DESDE 1971 HASTA 2016. DATOS DIARIOS.....	175
ILUSTRACIÓN 59. ÍNDICE IBEX-35, DESDE 1987 A 2016. BASE LOGARÍTMICA.FUENTE: ELABORACIÓN PROPIA. DATOS DE BLOOMBERG.....	176
ILUSTRACIÓN 60. ÍNDICE DJIA DESDE 1900 A 2016 EN BASE LOGARÍTMICA.....	176
ILUSTRACIÓN 61. ÍNDICE DAX DESDE 1959 HASTA 2016. BASE LOGARÍTMICA.	177
ILUSTRACIÓN 62. ÍNDICE NASDAQ DESDE 1971 HASTA 2016. BASE LOGARÍTMICA.	177
ILUSTRACIÓN 63. REPRESENTACIÓN DE LA TENDENCIA LINEAL EN LOS CUATRO ÍNDICES, DJIA, IBEX 35, DAX Y NASDAQ, DESDE SUS COMIENZOS DE COTIZACIÓN. ÍNDICES EN BASE LOGARÍTMICA.	178
ILUSTRACIÓN 64. REPRESENTACIÓN DEL DJIA, IBEX 35, DAX Y NASDAQ EN BASE LOGARÍTMICA Y SIN TENDENCIA, DESDE SUS COMIENZOS DE COTIZACIÓN.....	179
ILUSTRACIÓN 65. DJIA. DATOS DIARIOS.	181



ILUSTRACIÓN 66. REPRESENTACIÓN DEL ÍNDICE IBEX 35 DESDE LOS COMIENZOS DE SU COTIZACIÓN, EN BASE LOGARÍTMICA Y SIN TENDENCIA VS REPRESENTACIÓN DEL IBEX 35 A TRAVÉS DE 4 SENOS DE FRECUENCIA LIBRE.	185
ILUSTRACIÓN 67. REPRESENTACIÓN GRÁFICA DEL ÍNDICE DJIA DESDE LOS COMIENZOS DE SU COTIZACIÓN, EN BASE LOGARÍTMICA Y SIN TENDENCIA VS REPRESENTACIÓN DEL DJIA A TRAVÉS DE 4 SENOS DE FRECUENCIA LIBRE.	186
ILUSTRACIÓN 68. REPRESENTACIÓN GRÁFICA DEL ÍNDICE DAX DESDE LOS COMIENZOS DE SU COTIZACIÓN, EN BASE LOGARÍTMICA Y SIN TENDENCIA VS REPRESENTACIÓN DEL DAX A TRAVÉS DE 4 SENOS DE FRECUENCIA LIBRE.	188
ILUSTRACIÓN 69. REPRESENTACIÓN GRÁFICA DEL ÍNDICE NASDAQ DESDE LOS COMIENZOS DE SU COTIZACIÓN, EN BASE LOGARÍTMICA Y SIN TENDENCIA VS REPRESENTACIÓN DEL NASDAQ A TRAVÉS DE 4 SENOS DE FRECUENCIA LIBRE.	189
ILUSTRACIÓN 70. EJEMPLO DE RESULTADO A TRAVÉS DE SUMA DE CUATRO SENOS DE FRECUENCIA LIBRE O A TRAVÉS DE SUMA DE LOS CUATRO PRIMEROS SENOS DE LA TRANSFORMADA DISCRETA DE FOURIER VS SUMA DE CUATRO SENOS DE FRECUENCIA LIBRE Y VARIABLE.	192
ILUSTRACIÓN 71. ESPECTRO QUE INDICA LOS CUATRO PRIMEROS SENOS DE LA TRANSFORMADA DISCRETA DE FOURIER, SUMA DE CUATRO SENOS DE FRECUENCIA LIBRE PERO FIJA Y SUMA DE CUATRO SENOS DE FRECUENCIA LIBRE Y VARIABLE PARA EL IBEX 35 EN BASE LOGARÍTMICA Y SIN TENDENCIA.	194



ILUSTRACIÓN 72. REPRESENTACIÓN DEL IBEX 35 EN BASE LOGARÍTMICA Y SIN TENDENCIA, ASÍ COMO DE LA SUMA DE LOS PRIMEROS CUATRO SENOS DE LA TRANSFORMADA DISCRETA DE FOURIER, LA SUMA DE CUATRO SENOS DE FRECUENCIA LIBRE PERO FIJA Y DE LA SUMA DE CUATRO SENOS DE FRECUENCIA LIBRE Y VARIABLE.....195

ILUSTRACIÓN 73. ESPECTRO QUE INDICA LOS CUATRO PRIMEROS SENOS DE LA TRANSFORMADA DISCRETA DE FOURIER, SUMA DE CUATRO SENOS DE FRECUENCIA LIBRE PERO FIJA Y SUMA DE CUATRO SENOS DE FRECUENCIA LIBRE Y VARIABLE PARA EL *DOW JONES INDUSTRIAL AVERAGE* EN BASE LOGARÍTMICA Y SIN TENDENCIA.196

ILUSTRACIÓN 74. REPRESENTACIÓN DEL DJIA EN BASE LOGARÍTMICA Y SIN TENDENCIA, ASÍ COMO DE LA SUMA DE LOS PRIMEROS CUATRO SENOS DE LA TRANSFORMADA DISCRETA DE FOURIER, LA SUMA DE CUATRO SENOS DE FRECUENCIA LIBRE PERO FIJA Y DE LA SUMA DE CUATRO SENOS DE FRECUENCIA LIBRE Y VARIABLE.....197

ILUSTRACIÓN 75. ESPECTRO QUE INDICA LOS CUATRO PRIMEROS SENOS DE LA TRANSFORMADA DISCRETA DE FOURIER, SUMA DE CUATRO SENOS DE FRECUENCIA LIBRE PERO FIJA Y SUMA DE CUATRO SENOS DE FRECUENCIA LIBRE Y VARIABLE PARA EL DAX EN BASE LOGARÍTMICA Y SIN TENDENCIA.198

ILUSTRACIÓN 76. REPRESENTACIÓN DEL DAX EN BASE LOGARÍTMICA Y SIN TENDENCIA, ASÍ COMO DE LA SUMA DE LOS PRIMEROS CUATRO SENOS DE LA TRANSFORMADA DISCRETA DE FOURIER, LA SUMA DE CUATRO SENOS DE FRECUENCIA LIBRE PERO FIJA Y DE LA SUMA DE CUATRO SENOS DE FRECUENCIA LIBRE Y VARIABLE.....199



ILUSTRACIÓN 77. ESPECTRO QUE INDICA LOS CUATRO PRIMEROS SENOS DE LA TRANSFORMADA DISCRETA DE FOURIER, SUMA DE CUATRO SENOS DE FRECUENCIA LIBRE PERO FIJA Y SUMA DE CUATRO SENOS DE FRECUENCIA LIBRE Y VARIABLE PARA EL NASDAQ EN BASE LOGARÍTMICA Y SIN TENDENCIA.	200
ILUSTRACIÓN 78. REPRESENTACIÓN DEL NASDAQ EN BASE LOGARÍTMICA Y SIN TENDENCIA, ASÍ COMO DE LA SUMA DE LOS PRIMEROS CUATRO SENOS DE LA TRANSFORMADA DISCRETA DE FOURIER, LA SUMA DE CUATRO SENOS DE FRECUENCIA LIBRE PERO FIJA Y DE LA SUMA DE CUATRO SENOS DE FRECUENCIA LIBRE Y VARIABLE.	201
ILUSTRACIÓN 79. REPRESENTACIÓN FRECUENTE DEL ESPECTRO DE LA TRANSFORMADA DISCRETA DE FOURIER APLICADA A UN ÍNDICE BURSÁTIL, QUE TIENDE A FAVORECER LAS FRECUENCIAS PEQUEÑAS (PERIODOS LARGOS).....	203
ILUSTRACIÓN 80. REPRESENTACIÓN DEL ESPECTRO DE UN ÍNDICE BURSÁTIL EN BASE LOGARÍTMICA.	204
ILUSTRACIÓN 81. REPRESENTACIÓN DEL ESPECTRO DE CUALQUIER ÍNDICE BURSÁTIL EN BASE LOGARÍTMICA Y SIN TENDENCIA.	205
ILUSTRACIÓN 82. ESPECTRO DEL IBEX 35 AJUSTADO SIN TENDENCIA Y CON FACTOR DE COMPRESIÓN PARA CORREGIR LOS 'HUECOS' DE DATOS.	206
ILUSTRACIÓN 83. ESPECTRO DEL DJIA AJUSTADO SIN TENDENCIA Y CON FACTOR DE COMPRESIÓN PARA CORREGIR LOS 'HUECOS' DE DATOS.	208



ILUSTRACIÓN 84. ESPECTRO DEL DAX AJUSTADO SIN TENDENCIA Y CON FACTOR DE COMPRESIÓN PARA CORREGIR LOS 'HUECOS' DE DATOS.	211
ILUSTRACIÓN 85. ESPECTRO DEL NASDAQ AJUSTADO SIN TENDENCIA Y CON FACTOR DE COMPRESIÓN PARA CORREGIR LOS 'HUECOS' DE DATOS.	213
ILUSTRACIÓN 86. ANÁLISIS DE LA VARIACIÓN EN EL PERIODO PARA DISTINTOS CICLOS EN EL IBEX 35 Y EN EL DJIA	216
ILUSTRACIÓN 87. MOVIMIENTO ARMÓNICO FORMADO POR UNA MASA COLGADA DE UN RESORTE.	222
ILUSTRACIÓN 88. DIAGRAMA DE FASE DE LA FUNCIÓN ARMÓNICA SENO ($2\pi T$)	224
ILUSTRACIÓN 89. LOGARITMOS DEL IBEX 35, DATOS MENSUALES, UNIDOS A TRAVÉS DE UNA LÍNEA POLINOMIAL SPLINE ADECUADO.	225
ILUSTRACIÓN 90. DIAGRAMAS DE FASE DEL IBEX-35 PARA LOS ÚLTIMOS 10 AÑOS.....	226
ILUSTRACIÓN 91. GRÁFICO DEL DJIA 1900-2017 EN BASE LOGARÍTMICA. CICLOS DE 17 AÑOS.	236
ILUSTRACIÓN 92. GRÁFICO DEL DJIA 1920-2017 EN BASE LOGARÍTMICA. SEGMENTOS DE 17 AÑOS.....	238
ILUSTRACIÓN 93. DOW JONES INDUSTRIAL AVERAGE (1920-2017). CICLOS JUGLAR (J) Y KITCHIN (K).	239



ILUSTRACIÓN 94. PERIODICIDADES CÍCLICAS ENCONTRADAS A TRAVÉS DE LOS DIVERSOS
MÉTODOS APLICADOS EN ESTE TRABAJO Y PARA EL IBEX 35, DOW JONES INDUSTRIAL
AVERAGE Y DAX, DESDE EL COMIENZO DE SU COTIZACIÓN. ESTAS PERIODICIDADES
PRESENTAN UNA VARIACIÓN CERCANA AL +/- 25%.....243



12 Lista de Acrónimos

ABC	American Broadcasting Corporation
aC	antes de Cristo
CCMP	Nasdaq
Chg	Change
DAX	Deutscher Aktienindex (índice de referencia alemán)
DJIA	Dow Jones Industrial Average
DJTA	Dow Jones Transport Average
EEUU	Estados Unidos
EOD	End Of Day
FDA	Functional Data Analysis, Análisis Funcional de Datos
FNN	Financial News Network
IBEX	IBEX 35
IGBM	Índice General de la Bolsa de Madrid
INDU	Ticker bursátil o abreviatura de identificación del DJIA
KWHY	Televisión independiente de Los Angeles (EEUU)
MACD	Indicador técnico Moving Average Convergence-Divergence
MESA	Maximum Entropy Spectral Analysis
MTA	Market Technicians Association
PPP	Phase Plane Plot
RMSE	Root-Mean-Square Error
S&P 500	Índice Standard & Poor's 500
SSE	Sum-Squared-Error

