

EL CICLO ECONÓMICO: ALGUNAS REFLEXIONES SOBRE LA LITERATURA (*)

Adrian PAGAN (**)

Universidad de Sydney

Resumen

El trabajo presenta una breve panorámica de la historia de los ciclos económicos y su fechado a través de la localización de los puntos de giro en las series. Introduce las diversas definiciones existentes de ciclos, así como enfoques alternativos, como el de las oscilaciones que operan en el dominio de las frecuencias. También se revisan los métodos para encontrar un ciclo común entre múltiples series. El ciclo económico puede resumirse en una variable de estado binaria $S(t)$. A diferencia de las variables binarias utilizadas en microeconomía, estas variables presentan una elevada autocorrelación y dependencia de las observaciones futuras. De modo que hay que ser cauto al utilizarlas. Se incluye alguna reflexión acerca de la capacidad de predecir recesiones y la manera en que puede utilizarse la información cíclica para evaluar la bondad de ajuste de los distintos modelos construidos para explicar los ciclos.

Palabras clave: ciclos económicos, historia, fechado, puntos de giro.

Abstract

The paper provides a brief account of the history of cycles and their dating via the location of turning points in series. It sets out the various definitions of cycles and alternative approaches such as oscillations that work in the frequency domain. Methods for finding a common cycle among multiple series are also discussed. The cycle is summarized by a binary variable $S(t)$. These are not like the binary variables used in microeconomics and have extensive serial correlation and a dependence on future observations. Consequently, it is shown that they need to be used with care. Some analysis is given of the ability to predict recessions and how cyclical information can be used to evaluate models constructed to explain cycles.

Keywords: history of cycles, location, turning points.

JEL classification: E32, E37.

I. EL CICLO ECONÓMICO EN LA HISTORIA

Las variaciones al alza y a la baja de la actividad han sido siempre una característica de las economías orientadas a la actividad agrícola, pero habría cabido esperar que esto cambiase a medida que nos desplazásemos hacia un tipo de economía más basada en el comercio. Sin embargo, en un estadio relativamente temprano de esa transición se comprobó que las crisis comerciales ocurrían de forma regular. Por ejemplo, Lawson (1843), examinando los pánicos financieros en el Reino Unido, concluyó que eran «periódicamente recurrentes en forma de ciclos de entre cinco y siete años». No es, pues, extraño que en la primera mitad del siglo XIX floreciese una abundante literatura acerca de las crisis (véase Besomi, 2011). De esta literatura, resulta especialmente destacable Juglar (1862), pues fue quien equiparó crisis comerciales con crisis monetarias, y estas últimas pudieron identificarse en las estadísticas del sector bancario. Con dichos datos, se distinguieron regularmente crisis en Francia, Inglaterra y Estados Unidos, aunque no separadas entre sí por un intervalo fijo de tiempo. De hecho, Burns y Mitchell (1946, p. 442, nota al pie 21) señalan que, tomando las fechas de los puntos de giro de Juglar, el máximo intervalo entre crisis inglesas

era de unos diez años, con una media cercana a seis años, lo que encaja bastante bien con el trabajo de Lawson. La interpretación general del *corpus* de Juglar fue que había establecido un ciclo comercial largo de una duración en torno a siete-once años, que comenzó a denominarse ciclo de Juglar.

El término «ciclo» se usó para describir eventos de naturaleza recurrente, los cuales podían calificarse como períodos de crisis y de normalidad, o como auge y depresión. Una alternativa para referirse a este concepto fue denominarlo «ondas». Así, Kondratieff (1925) sugirió que existían ondas largas que podían identificarse en las series. Su principal interés fue encontrar dónde ocurrían los puntos de giro en los datos con el objeto de aislarlos, y estableció lo que parecía ser una onda con una duración de cincuenta años o más. A este fenómeno se le suele denominar onda de Kondratieff, ciclo muy largo, o ciclos K (en la literatura política) (1).

En contraste con los ciclos K, Kitchin (1923) postuló que existía un ciclo corto, de unos tres o cuatro años de duración, en los datos de compensaciones bancarias, precios de las materias primas y tipos de interés tanto de EE.UU. como del Reino Unido. Posteriormente, Kuznets (1930) propuso la existencia de

un movimiento ondulatorio (*swing*) secular de entre quince y veinticinco años en las tasas de crecimiento de la actividad económica (2). Prefirió utilizar la terminología de movimiento ondulatorio que de la de ciclo, aunque su trabajo se conoce como ciclo de Kuznets.

Para concluir, en algún momento el ciclo comercial empezó a llamarse ciclo económico. Tal vez las aportaciones más conocidas en este sentido sean las de Mitchell (1923) y Burns y Mitchell (1946). Sus trabajos estaban asociados al National Bureau of Economic Research (NBER), y llevaron a que el fechado del ciclo económico en EE.UU. de esta institución se convirtiese en el conjunto de estadísticas más influyente en dicho ámbito. Con frecuencia, este trabajo se sintetiza sugiriendo que la duración del ciclo económico se sitúa «entre dos y ocho años».

Pero no solo eran los ciclos de actividad los que atraía el interés. Tooke (1838) identificó ondas en los precios de las materias primas y, por tanto, era natural que la atención se dirigiese a otras series, en concreto a los precios de los activos financieros. Tal vez la contribución más temprana a esta línea de investigación sobre los mercados financieros fue la realizada por Dow al comienzo del siglo XX. La teoría de Dow fue popularizada por Hamilton (1919), quien hizo énfasis en dos fases, alcista (*bull*) y bajista (*bear*), de los ciclos de las cotizaciones bursátiles y aportó ideas generales sobre la duración de cada una (3).

Con base a todo lo expuesto, podemos decir que los ciclos implican una naturaleza recurrente de eventos, y que tales eventos se plasman en fases separadas entre sí por puntos de giro. Resulta evidente que se ha realizado mucho hincapié en la duración de los ciclos asociadas a determinados economistas, en lugar de analizar qué es exactamente lo que miden los ciclos. Sin embargo, de forma creciente los ciclos se han vinculado a los nombres de las series objeto de investigación. Así, en la actualidad se habla de ciclos financieros, ciclos de apalancamiento, ciclos de construcción, ciclos de materias primas, ciclos inmobiliarios, ciclos inflacionarios, ciclos de tipos de interés, así como el más habitual ciclo económico.

¿Qué motivos explican nuestro interés en el ciclo económico? En primer lugar, se quiere saber si existen y qué características tienen, lo cual es una cuestión de medición, y fue el empeño de los autores anteriormente citados. En segundo lugar, si se sabe que dichos eventos recurrentes existen y llevan asociado un coste, es lógico querer tratar

de anticiparse a ellos para evitar dicho coste. Por supuesto, puede ocurrir que, aun cuando el evento sea recurrente, no se pueda saber exactamente cuándo sucederá, como es el caso de los terremotos y las erupciones volcánicas. Lo que se puede hacer muchas veces con los volcanes y los terremotos es comprender las señales y prepararse para cuando el evento ocurra. En el pasado, se incluyó al clima dentro de esta misma categoría, pero el desarrollo de los satélites ha permitido que sea más predecible, algo que tal vez también suceda con los ciclos económicos. Para determinar qué se puede hacer, primero es necesario conocer cuándo se produjeron las fases alcistas y bajistas en el pasado, y posteriormente caracterizar tanto su orden de magnitud como la probabilidad de cambio de fase. Por tanto, inicialmente se revisarán los enfoques para la detección y, posteriormente, se comentarán los diversos problemas que llevan asociados. Una vez abordado el tema de fechar las expansiones y recesiones, un paso posterior es intentar encontrar información para predecir el cambio de fase, y descubrir, asimismo, qué factores podrían conducir a determinados episodios. Así, si un modelo o historia demostrase que una recesión se ha debido a la escasez de demanda, las políticas futuras podrían hacer hincapié en este hecho. Si, por el contrario, se debió a factores de oferta, tendría una implicación diferente para las políticas económicas.

En la siguiente sección consideramos de qué modo detectar un ciclo dentro de una única serie. La historia nos enseña que, con frecuencia, hay que transformar la serie original antes de analizarla para detectar un ciclo. Por tanto, se consideran diferentes transformaciones, y se analiza cómo estas modifican el ciclo comparado con los datos contenidos en la serie original. La sección tercera aborda el mismo ejercicio en el caso de series multivariantes. Por último, la sección cuarta plantea cómo se podría utilizar la información reseñada en las secciones anteriores, y en la sección quinta se presentan las conclusiones.

II. EXTRAER INFORMACIÓN SOBRE EL CICLO ECONÓMICO A PARTIR DE UNA ÚNICA SERIE

1. La detección de puntos de giro en una única serie

Se necesita algún método para identificar dónde se produce un punto de giro. Uno de los primeros

enfoques derivó de la constatación de que podía determinarse la existencia de picos y valles en una serie observando sus máximos y mínimos locales. Como señala Garvey, eso fue exactamente lo que hizo Kondratieff. Kitchin (1923) fue uno de los primeros en profundizar en el análisis, identificando picos y valles en las series con las que estaba trabajando, si bien nunca fue del todo claro sobre cuáles eran sus reglas para definir máximos y mínimos locales (4). Cualquier definición debe considerar una ventana temporal en la que puede identificarse un máximo o mínimo, si bien esta no puede ser demasiado grande, pues de lo contrario solo se conseguirá localizar los máximos y mínimos globales.

1.1. Reglas de fechado directo

Burns y Mitchell fueron muy claros en la identificación de picos y valles en las series en niveles (5). Su trabajo menciona una variedad de procedimientos que se utilizaban para su identificación. Bry y Boschan (1971) (BB) desarrollaron un algoritmo que pretendía recoger de forma precisa los principios generales contenidos en el trabajo de Burns y Mitchell, y encontraron que su algoritmo de punto de inflexión (*turning point algorithm, TPA*) replicaba los puntos de giro identificados por Burns y Mitchell. Han aparecido otros *TPA*, por ejemplo, el llamado *BBQ*, como *add-on* en EViews, y en otros programas como R, así como reglas para determinar la fase en la que se encuentra la economía (6). Si definimos que S_t toma valor 1 cuando una expansión ocurre en el momento t , y 0 si se está en una recesión, entonces $pk_t = S_t(1 - S_{t+1})$ será igual a 1 cuando exista un pico en el momento t ; de lo contrario será cero. Esto es así porque una recesión comienza con un pico, de manera que $S_t = 1$, $S_{t+1} = 0$. Se puede encontrar un valle a partir de la información de $(1 - S_t)$ y S_{t+1} . De ahí que las reglas que definen fases, es decir, S_t , también definan picos y valles. Existen un sinnúmero de este tipo de reglas, por ejemplo, Anderson y Vahid (2001) y las que se analizan en Harding y Pagan (2016).

Existe un segundo tipo de regla que implicaría aplicar «censura». Se trata de imponer alguna estructura al ciclo en base a concepciones previas, e implica de hecho aplicar juicio. En muchos sentidos, depende de la naturaleza de las series que se están examinando, así como de la razón por la que nos preocupan los eventos. Así, contracciones de muy corta duración (o magnitud) en una serie no supondrán probablemente una gran preocupación para los responsables de la formulación de políticas económicas y los empresarios, pero esto dependerá, sin

duda, de qué se considere «normal». Si lo habitual es un crecimiento del PIB del 10 por 100 anual, una contracción, incluso durante un período breve de tiempo, podrá ser muy grave, ya que todas las instituciones se habrán adaptado a las expectativas de un crecimiento muy elevado. También existen ciertos eventos que se desearía eliminar de las series mediante su ajuste. Así, la mayoría de los países experimentan épocas de invierno/verano o estaciones húmedas/secas durante el año, y esto puede afectar a la producción, pero esto entra dentro de lo que cabría considerar normal y tal vez se quiera hacer abstracción de lo anterior para centrarnos en lo que no lo es. De ahí que las series trimestrales o mensuales se ajusten casi siempre por estacionalidad y por número de días hábiles.

Por poner un ejemplo de los tipos de ciclos que podrían encontrarse en los datos, es útil fijarse en los puntos de giro de la serie formada por el logaritmo del PIB real para EE.UU., Reino Unido y España. Las muestras son para el período 1850-2010 en el primer caso, 1880-2008 en el segundo y 1850-2017 en España. Los datos del Reino Unido provienen de Aikman, Haldane y Nelson (2015) y los datos de España, de Prados de la Escosura (2017). La elección de las dos primeras series se debió a que se ha realizado mucho trabajo sobre ciclos a partir de datos de EE.UU. y Reino Unido. Utilizamos el programa *BBQ* disponible como *add-on* de EViews al objeto de localizar los puntos de giro (7). *BBQ* requiere especificar la longitud de una ventana en torno a t , que se utilizará para establecer los máximos o mínimos locales, además de establecer *duraciones mínimas para las fases y para el ciclo completo*. De ahí que se trate en gran medida de un ejercicio de descubrimiento. Dado que se trata de detectar los puntos de giro en la serie del PIB en nivel, equivaldría a la cronología de ciclos económicos proporcionada por el NBER. No obstante, esta última se obtiene a partir de series mensuales en lugar de anuales y considerando más de una serie. Algo parecido sucede con las fechas proporcionadas por el Comité de Fechado del Ciclo Económico Español.

El cuadro n.º 1 muestra estadísticas sobre diversos tipos de ciclos, que se describen a continuación. El ciclo económico encontrado a partir de la serie de PIB en nivel tiene una duración cercana a siete años tanto para EE.UU. como para Reino Unido, y un poco más corta para España. Este resultado está en sintonía con el trabajo histórico de Lawson, Juglar, etc. Debería hacerse hincapié en que se están

buscando ciclos en el nivel del PIB, no en el PIB per cápita. Quienes construyen modelos teóricos prefieren utilizar esta segunda variable, pero está más próxima a una medida de bienestar que de «nivel de actividad». Y la diferencia no es baladí. Berge y Jorda (2013) utilizaron dicha variable con el algoritmo BB y obtuvieron un ciclo de 5,48 años, frente a los 6,25 años que se muestran a continuación. La razón es que el crecimiento tendencial per cápita es más bajo que el crecimiento tendencial, de modo que el ciclo es más corto con los niveles construidos a partir de los datos per cápita.

Una cuestión recurrente que surge al analizar ciclos es la de qué debería hacerse con respecto a la «tendencia». Si uno opta por dejar tal componente en la serie, el tipo de ciclo resultante estará afectado por la tasa de crecimiento tendencial de la serie. Si se elimina, no será así, y surgirá un tipo de ciclo diferente. A este segundo se le ha llamado el *ciclo de crecimiento*, aunque quizá sea más apropiado llamarlo ciclo de desviaciones, pues la serie objeto de examen se mide en términos de desviación respecto de la «tendencia». A diferencia del ciclo económico, donde un pico requiere que el crecimiento del producto sea negativo, aquí solo se necesita que el crecimiento del producto sea inferior al de la tasa «tendencial» para que exista un pico en los datos corregidos de tendencia. Por tanto, el problema es cómo describir la «tendencia». Como sabemos, esta puede ser o bien una función determinista del tiempo o bien una función estocástica. Utilizando la primera definición, puede hallarse un ciclo de crecimiento en los datos del PIB de los tres países mediante la regresión del logaritmo del PIB real respecto de una tendencia temporal determinista, y utilizar luego los residuos para encontrar los puntos de giro. Los resultados se muestran en el cuadro n.º 1.

CUADRO N.º 1
CICLOS ECONÓMICOS, DE CRECIMIENTO Y DE ACELERACIÓN
PARA EE.UU., REINO UNIDO Y ESPAÑA

VARIABLE	DURACIÓN EXPANSIÓN	DURACIÓN CONTRACCIÓN	DURACIÓN CICLO
Logaritmo PIB, Reino Unido	5,2	1,94	7,14
Logaritmo PIB, EE.UU.	5,44	1,44	6,88
Logaritmo PIB, España	4,6	1,65	6,25
PIB sin tendencia, Reino Unido	3,08	2,13	5,21
PIB sin tendencia, EE.UU.	2,14	1,94	4,80
PIB sin tendencia, España	2,81	2,45	5,26
Crec. PIB, Reino Unido	1,94	1,59	3,53
Crec. PIB, EE.UU.	1,61	1,77	3,38
Crec. PIB, España	1,7	1,56	3,26

Obsérvese que Kondratieff también realizó la regresión a partir de una tendencia determinista, porque distinguió entre componentes reversibles e irreversibles, e identificó ciclos con el componente irreversible. En la jerga moderna, esto sería como eliminar el componente permanente de la serie, pues esa sería la parte irreversible. Si uno quisiera eliminar un componente permanente estocástico en lugar de simplemente una tendencia determinista, surge un problema en cuanto que no existe un solo método para hacerlo, de manera que existirán muchos ciclos de crecimiento. Es cierto, sin embargo, que todos tendrán algunas características comunes. Así, el cuadro n.º 1 muestra que trabajar con una serie corregida de tendencia acorta en gran medida el ciclo y, al haberse eliminado la tendencia, la asimetría entre la duración de la fase de expansión y la de contracción casi desaparece por completo. De modo que este último fenómeno podría explicarse por utilizar la serie de crecimiento tendencial. Si se eliminase una tendencia estocástica con el filtro de Hodrick-Prescott, la duración del ciclo sería de 4,08 años, de nuevo más corto que en la serie original.

Finalmente, una gran cantidad de trabajo académico sobre ciclos, por ejemplo, el de Kuznets, se ha fijado en las tasas de crecimiento del PIB. En este contexto, se observa un pico en Δy_{t+1} en el momento t si $\Delta(\Delta(t_{+1}) < 0$, es decir, $\Delta^2 y_{t+1} < 0$, lo que quiere decir que el crecimiento está *desacelerándose*. Por esta razón, el ciclo en las tasas de crecimiento también se conoce como *ciclo de aceleración* –Harding (2010). En el cuadro n.º 1 puede verse que, si se utiliza esta medida, la duración del ciclo se acorta para converger *de facto* con el que obtuvo Kitchin, si bien él utilizaba niveles de otras series y no tasas de crecimiento del PIB. Un hecho interesante que se observa es que el ciclo es muy parecido entre países.

De este análisis es difícil deducir cómo a partir del uso de tasas de crecimiento se pueden identificar los ciclos muy largos, cuya existencia postulaba Kuznets. Una forma de resolver esta cuestión es usar un enfoque como el de Mathews (1959) quien, ante un problema similar, argumentó que se desea detectar un ciclo que solo incluya recesiones prolongadas y severas. Para conseguir eso con un *TPA* como *BBQ*, se podría imponer una restricción sobre la amplitud de las recesiones. Sin embargo, un método más sencillo para incluir solo las expansiones y recesiones prolongadas es reconfigurar los parámetros que intervienen en la selección de la amplitud de la ventana y de las duraciones mínimas de las

fases y los ciclos. Así, si pasamos a una ventana de dos años, una duración de fase mínima de dos años y una duración del ciclo completo de cuatro años, el ciclo de aceleración en EE.UU. presentaría ahora expansiones con una duración media de 4,3 años, recesiones con duración media de 4,6 años, y una duración del ciclo completo de en torno a nueve años. Si optamos por una ventana de tres años, con la misma duración mínima para las fases y una duración mínima de seis años para el ciclo completo, las expansiones duran en promedio 9,4 años, las recesiones 7,1 años, y el ciclo completo tiene una duración de alrededor de dieciséis años y medio. Naturalmente, las amplitudes de las expansiones y recesiones también aumentan. Esto se aproxima a lo que Kuznets identificó en los datos para EE.UU., y nos referiremos a este enfoque como aquel que detecta ondas largas en la serie de crecimiento.

Conviene subrayar que estos tres conceptos de ciclo aparecen diferenciados en la literatura. Así, los Comités de Fechado del Ciclo Económico suelen prestar atención al ciclo económico, mientras que indicadores como el Eurocoin atienden al ciclo del crecimiento (si bien se refieren a él como el fechado de tasas de crecimiento), y diversas propuestas académicas tienen como finalidad el fechado del ciclo de la tasa de crecimiento. Hoy en día parece haber una mayor conciencia sobre el hecho de que se trata de conceptos muy diferentes, así que algo se ha progresado.

1.2. Reglas de fechado indirecto

Este enfoque consiste, principalmente, en utilizar modelos para generar una regla de fechado. Existen muchos modelos, pero uno muy popular es el de *Markov switching* (*MS*), propuesto por Hamilton (1999), en el que las tasas medias de crecimiento varían conforme al régimen en el que nos encontremos, y existe un cambio exógeno que motiva el paso de un régimen a otro. Si la variable dependiente son datos de una tasa de crecimiento, se puede interpretar un modelo *MS* como una forma de determinar puntos de giro considerando si una media ponderada de tasas de crecimiento supera determinado valor crítico –véase Harding y Pagan (2003). El valor crítico en este caso se refiere a la probabilidad de estar en un régimen u otro dados los datos, y Hamilton lo sitúa en 0,5. Esto proporciona cierta transparencia a la regla, pero no es siempre sencillo saber con exactitud cuáles son las ponderaciones y los criterios empleados, sobre todo si se utiliza un modelo *MS* complejo.

Berge y Jorda (2013) utilizaron este enfoque y las fechas resultantes arrojaron una similitud razonable con las proporcionadas por el Comité de Fechado del Ciclo Económico Español. A diferencia de Hamilton, que utilizó tasas de crecimiento trimestrales del PIB, ellos utilizan tasas de crecimiento anual construidas a partir de la serie trimestral. Si y_t es el logaritmo del PIB, la serie que introdujeron en el modelo *MS* fue $(1-L^4)y_t$, la cual puede escribirse como $(1-L)(1+L+L^2+L^3)y_t$, lo que significa que uno está trabajando con tasas de crecimiento trimestral de la serie $(1+L+L^2+L^3)y_t$. Buscaron puntos de giro en esa serie suavizada. El modelo *MS* de Berge y Jorda era bastante sencillo, pero con frecuencia se constata que quienes adoptan este enfoque dedican mucho tiempo a encontrar un modelo adecuado para la serie, y el modelo finalmente seleccionado puede llegar a ser muy complejo véase, por ejemplo, Billio y Casarin (2010). El principal criterio para considerar que el modelo elegido es adecuado es su capacidad para reproducir los puntos de giro publicados por el Comité de Fechado del NBER o su equivalente en Europa o en España. Incluso cuando los modelos son adecuados, no queda del todo claro cuál es el criterio que se está utilizando para generar las fechas, y uno tiene la sensación de que habría que hacerlo más explícito en cada contexto.

En realidad, el argumento para utilizar modelos con los que fechar ciclos en lugar de un enfoque no paramétrico parece derivarse de la idea de que se necesita un modelo de las series para poder hacer otras cosas. Siendo así, uno no puede por menos que preguntarse cuáles son estas otras cosas. Una respuesta obvia sería hacer proyecciones, pero he de decir que aún no he visto ningún ejemplo convincente de que estos modelos complejos proporcionen mejores proyecciones. Hace quince años, Engel, Haugh y Pagan (2004) argumentaron que, puesto que estos modelos implican cierta estructura no lineal, las estimaciones de los parámetros del modelo podrían estar fuertemente influidas por unas pocas observaciones, lo que podría producir proyecciones que, a menudo, replicasen alguna característica singular de los datos. Por ejemplo, si hubo un período en el que a una recesión le siguió una fuerte expansión en el período inmediatamente posterior, ello se convertiría en una característica permanente de las proyecciones estimadas por el modelo. La no linealidad podría ser importante, pero con frecuencia un valor anómalo o extremo puede ser interpretado como que simplemente se debe a esa característica. Otro uso es abordar lo que puede describirse bajo el término de *ciclos*

umbral (threshold cycles). Los ciclos son eventos recurrentes, y el evento objeto de interés podría ser si una serie exhibe valores altos o bajos, que se definen respecto a un umbral. Tales ciclos pueden producirse en series de opinión, como las de sentimiento económico. Tiene sentido aplicar un modelo *MS* para analizar tales ciclos, ya que usa los datos para endogeneizar el umbral.

2. Otra perspectiva: oscilaciones

Este enfoque se centra en la existencia de *oscilaciones* en las series. Puesto que las oscilaciones también tienen picos y valles, podría existir cierta conexión con los puntos de giro de los ciclos económicos, lo que llevó a que muchos de los primeros investigadores macroeconómicos indagasen en el origen de las oscilaciones. Inicialmente, se construyeron los modelos y se resolvieron a fin de generar una ecuación de diferencias para la producción, después de lo cual se planteó la pregunta de si tenía raíces complejas. Para series como la de la producción, resultó que apenas se podían encontrar raíces complejas a partir de los parámetros del modelo estimados con los datos. Así pues, probablemente no deba sorprender que el ajuste de un modelo autorregresivo AR(2) para el crecimiento trimestral o anual del PIB español no incluya ninguna raíz compleja.

El desarrollo del análisis espectral reorientó la atención desde esa línea de investigación hacia la pregunta de si existía un pico en el espectro de la serie. Esta aproximación supone cierta transformación de los datos para analizarlos en el dominio frecuencial, es decir, la serie y_t se transformó en $y_t^*(\lambda_j)$, haciendo hincapié en las frecuencias de oscilación $\lambda_j = \frac{j2\pi}{T}$, $j = 1, \dots, T$. Estas frecuencias pueden convertirse en periodicidades $j\pi/T$, es decir, en las duraciones de las oscilaciones. El concepto clave encontrado con $y_t^*(\lambda_j)$ fue el espectro de la serie, $f_y(\lambda_j)$, que mostraba qué proporción de la varianza de y_t era explicada por la frecuencia λ_j . Un pico en el espectro indica aquella frecuencia con la mayor contribución a la varianza de y_t , considerándose, por tanto, como la oscilación más relevante de la serie. A diferencia de los métodos para detectar puntos de giro que se aplican con independencia de si la serie objeto de análisis es estacionaria o no, un requisito formal del enfoque espectral es que la serie sea estacionaria, dado que la varianza debe existir (8).

Beaudry, Galizia y Portier (2019) han señalado el hecho de que muchos modelos macroeconómicos ajustados (*fitted*) en la literatura no tienen picos en el espectro de magnitudes, como la producción y, por tanto, no parece haber oscilaciones en los datos. Puede, por supuesto, haber puntos de giro, ya que estos modelos ajustados implican un proceso estocástico para la producción. Estos autores sostienen que en realidad sí existen oscilaciones, pero no en la frecuencia del ciclo económico de dos-ocho años, y argumentan que pueden encontrarse oscilaciones de nueve-diez años en los datos sobre el mercado de trabajo. Siempre es útil descomponer la varianza de cualquier serie en las contribuciones de las diferentes frecuencias. Esto es sencillo de calcular con *software* estándar incluido en paquetes como EViews. En el caso de Beaudry, Galizia y Portier (2020) se constata que la oscilación del ciclo de nueve-diez años solo explica el 0,9 por 100 de la varianza de las horas per cápita, por lo que, incluso si tal oscilación existe, no parece ser muy importante (véase Kulish y Pagan, 2019). La contribución de cualquier oscilación es un elemento a contrastar si uno desea utilizar el enfoque espectral.

En lugar de utilizar el espectro, a veces se utiliza un enfoque basado en modelos, por ejemplo, Runstler y Vlekke (2018). Siguiendo a Harvey y Jaeger (1993), esto implica asumir que $\psi_t = \Delta y_t$ evoluciona como una suma de ondas con perturbaciones estocásticas sobre series de cosenos y senos con frecuencia λ . Este modelo se denomina armónico estocástico. Se estima esta frecuencia, que se considera la oscilación representativa. El proceso utilizado impone raíces complejas sobre un proceso ARMA (véase Harding y Pagan, 2016, pp. 18-19) y no permite la posibilidad de que no haya oscilación, con lo que no es descubrimiento *per se*. Este procedimiento no parece plenamente satisfactorio.

III. LA DETECCIÓN DEL «CICLO DE REFERENCIA» A PARTIR DE MÚLTIPLES SERIES

Cuando existen múltiples series, el enfoque general es agrupar los ciclos identificados en las distintas series individuales en un único ciclo, al cual se denomina el *ciclo de referencia*. Una posibilidad es construir un agregado de las series individuales y luego encontrar los puntos de giro en este agregado. Se ha trabajado en este enfoque, bien utilizando modelos factoriales, bien computando los componentes principales de las series. Es decir, se

construye un indicador agregado y posteriormente se fecha. Este método ignora la información sobre puntos de giro en las distintas series individuales. Un segundo enfoque aparece con Burns y Mitchell, que sostenían que era mejor utilizar la información sobre puntos de giro en las series individuales. Así, recomendaron que primero se fechasen los ciclos en estas (para generar lo que denominaron *ciclos específicos*) y a continuación se agregasen en el *ciclo de referencia*. La pregunta es: ¿cómo formular un método algorítmico para hacer estas agregaciones?

1. Detección de puntos de giro en múltiples series

A modo de ejemplo del segundo enfoque, Harding y Pagan (2006) propusieron una técnica basada en un estudio sobre cómo procedía el NBER para establecer la cronología del ciclo económico, y dicha técnica tuvo bastante éxito en capturar el ciclo de referencia del NBER. Consistía en encontrar aquellos momentos del tiempo alrededor de los cuales se agrupaban los puntos de giro específicos del ciclo, lo cual requería aplicar algún criterio subjetivo para medir la cercanía a ese grupo o clúster. Supongamos que tuviéramos tres series con picos en 1973/1, 1973/6 y 1973/9. Si tomamos 1973/1 como candidato para el pico del ciclo de referencia, las distancias absolutas respecto a los picos cíclicos específicos son de 0, 5 y 8 meses. Si 1973/2 es el candidato, dichas distancias son de 1, 4 y 7 meses. Para elegir entre estas dos fechas como pico del ciclo de referencia podríamos seleccionar la que presentase la dispersión más baja, medida por el cuadrado de estos elementos. Esto significaría que se prefiere 1973/2 frente a 1973/1. Si en este ejemplo se prosigue con 1973/3 etc., como candidatos, se obtendría la siguiente secuencia de cuadrados completa: 89, 66, 49, 38, 33, 34, 41 etc., por lo que el pico del ciclo de referencia estaría en 1973/5 (9).

La cuestión es que es necesario adoptar algún criterio para definir el modo en que se realiza la agregación o el significado del clúster. Stock y Watson (2014) tienen otro método, si bien se centra más bien en refinar los puntos de giro utilizando muchas series, así como en generar inferencia estadística, pues asume que se sabe en qué segmento del tiempo ocurre un punto de giro del ciclo de referencia (véase Harding y Pagan, 2016). Dicho método distingue los dos enfoques mencionados

anteriormente otorgándoles las expresivas descripciones «*average then date*» frente a «*date then average*». Existen otros métodos analizados en Harding y Pagan (2016) (10). Un método, particularmente sencillo de aplicar, consiste en definir la existencia de una expansión/contracción en el ciclo de referencia en el momento t cuando más del 50 por 100 de las series están en esa fase en t . Esto genera un conjunto de estados agregados S_t^a , que luego pueden utilizarse para encontrar puntos de giro en el ciclo de referencia. Este planteamiento se encuentra en Krolzig y Toro (2004) y ha sido también la base de gran parte del trabajo desarrollado por el FMI sobre ciclos, ya que se trata en esencia de trabajar con un índice de difusión. Berge y Jorda lo utilizaron, pero le dieron un nombre diferente. Hay también algunos trabajos que forman el ciclo agregado ponderando los puntos de giro cíclicos específicos según pesos que pretenden reflejar la importancia de cada serie en el agregado. Un ejemplo de lo anterior es el ciclo de referencia global construido por Martínez-García, Grossman y Mack (2015) (y también para Europa por Artis, Marcellino y Proietti [2004]), los estados de recesión R_{jt} para el país j -ésimo en el momento t se ponderan según la proporción que dicho país j -ésimo representa en el PIB mundial (ω). Luego, para n países $D_t = \sum_{j=1}^n \omega_j R_{jt}$ se compara con 0,6 y, en caso de superar 0,6, se dice que existe una recesión global. Sorprende que muchos de estos estudios sobre países utilicen datos de PIB ajustado por PPA. Trabajar con esos datos está más relacionado con cuestiones de bienestar que con el nivel de actividad, que sería lo adecuado para aproximar el ciclo económico.

También se han utilizado modelos para encontrar puntos de giro. Camacho y Martínez-Martin (2015) supusieron que existía un factor común entre las series nacionales utilizadas por Martínez-García, Grossman y Mack (2015) y que este seguía un proceso *Markov switching*. Utilizando las probabilidades de encontrarse en un régimen obtenidas a partir de los datos, el método parecía proporcionar una correspondencia razonable con los puntos de giro encontrados por Martínez-García, Grossman y Mack.

2. Ciclos oscilatorios comunes

Se trataría del equivalente de los métodos antes mencionados, pero aplicados una vez que los datos han sido transformados en el dominio de las frecuencias. Se podrían agregar todas las series

en una única serie y luego aplicar las técnicas descritas anteriormente con el objeto de examinar si el espectro de las series combinadas presenta un pico. El equivalente a agregar los puntos de giro es encontrar una oscilación representativa entre las oscilaciones existentes en las distintas series individuales. Existe un método que se ha utilizado por encima del resto. Simplificando quizá de forma excesiva, podemos plantearlo del siguiente modo. Se consideran dos series x_t e y_t , que se transforman en el dominio de frecuencias para obtener $x^*(\lambda_j), y^*(\lambda_j)$, y se encuentra la frecuencia común λ_j^* de modo que se maximiza la correlación en valor absoluto entre $x^*(\lambda_j), y^*(\lambda_j)$. Formalmente, eso implica trabajar con la coherencia espectral. Este método ha sido aplicado por Strohsal, Proaño y Wolters (2015) y Schüller *et al.* (2020). Los mismos problemas que surgieron al buscar oscilaciones en una única serie vuelven a plantearse aquí. También existen versiones con múltiples ecuaciones del modelo armónico estocástico, por ejemplo, en Runstler y Vlekke (2018). Pero nuevamente, hay que señalar que estas están diseñadas para imponer una oscilación común, en lugar de para descubrirla.

IV. APRENDIENDO DE LA INFORMACIÓN SOBRE EL CICLO

Las secciones anteriores han versado primordialmente sobre cómo detectar puntos de giro o fases a partir de una serie única o de varias. Una vez identificados, el siguiente paso sería buscar una forma sencilla de presentar la información proporcionada, para poder utilizarla de manera eficaz. Esto no es tan fácil como cabría suponer, puesto que las S_t se han *construido* a partir de ciertos datos subyacentes, y puede que no sepamos exactamente cuáles son. De ahí que esta sección comienza comentando algunas de las medidas-resumen más comunes citadas en la literatura y la necesidad de ser cautos a la hora de extraer conclusiones en base a ellas. A continuación, se analiza cómo se han utilizado para tratar de encontrar un modo de predecir las recesiones, así como para estudiar los ciclos a través de modelos. No se pretende recoger toda la literatura existente, pero sí tratar de ofrecer al menos un esbozo de una parte de ella.

1. Resumiendo la información

Con independencia de cómo se mida, el ciclo viene capturado por la variable S_t . Esta se construye

a partir de la historia de una variable (o variables) y_t . Por tanto, la información sobre el ciclo viene recogida en $\{S_t, y_t\}$. Esta es una cantidad de información excesiva, y tradicionalmente se ha simplificado de algún modo. Hasta ahora, solo hemos considerado la longitud de las fases y del ciclo completo, lo cual atañe únicamente a S_t . Pero existen otras dimensiones que puede ser interesante considerar, como la magnitud (amplitud) de las fases y los ciclos, cuánto tiempo lleva recuperar el nivel de actividad previo a una recesión, y si la recuperación se produce de forma rápida o lenta. Estas conciernen tanto a las y_t así como a las S_t . El Fondo Monetario Internacional (FMI) ha sido una excelente fuente de datos sobre esto y el trabajo reciente de Gadea, Gómez-Loscos y Pérez-Quirós (2017) ha aportado nuevas vías para analizar estos datos sobre $\{S_t, y_t\}$ de una manera informativa. La investigación del FMI ha considerado muchos países y períodos temporales. Ejemplos de los resultados obtenidos son la constatación de que una recuperación tras una recesión lleva más tiempo en los países emergentes, que las crisis financieras están asociadas a recesiones más largas, etcétera.

Existe un interés creciente por el estudio de los ciclos entre distintas regiones geográficas, mercados de trabajo o estados miembros de uniones cambiarias y aduaneras, por ejemplo, España, el bloque de países conocidos como BRIC, África occidental, etc. Se puede considerar que los ciclos se obtienen a partir de dos series S_{xt} y S_{yt} , de modo que la covarianza entre ellas es una medida de cómo de sincronizados están los ciclos, y este aspecto puede ser crucial para la estabilidad política y económica. No basta con fijarse solo en la fracción de tiempo en la que ambas economías se encuentran en la misma fase—lo que se conoce como *concordancia*—, ya que las fases de expansión suelen tener una duración mucho más larga (véase cuadro n.º 1) y esto llevaría a que las economías muestren simultáneamente estados de expansión, aun cuando sean, en realidad, independientes. Es preciso corregir este efecto promedio calculando una correlación. Así, utilizando las S_t generadas por los Comités de Fechado del Ciclo Económico para España y la zona del euro, se obtiene una correlación de 0,45 entre los ciclos económicos español y de la eurozona. Puesto que el período desde 1970 hasta la actualidad solo contiene cuatro o cinco ciclos, se podría querer calcular el error estándar a esta correlación estimada. Lo que lo hace complejo es el hecho de que las S_t están correlacionadas. De hecho, siguen una estructura de cadena de Markov (11). Utilizando las fechas del

ciclo económico trimestral para España durante el período 1970-2017, vemos que siguen una cadena de Markov de segundo orden (12):

$$S_t = 0,21 + 0,79S_{t-1} - 0,21S_{t-2} + 0,18S_{t-1}S_{t-2} \quad (1) \quad (2,7) \quad (10,3) \quad (-2,7) \quad (2,3) \quad [1]$$

Teniendo en cuenta que existe correlación serial, se obtiene que el error estándar de la correlación estimada es de 0,17. De no haber ajustado por la presencia de correlación serial en S_t , la perturbación estándar se habría calculado erróneamente como 0,06, lo que habría sugerido que la correlación estimada era mucho más precisa de lo que realmente era.

2. ¿Podemos predecir las recesiones?

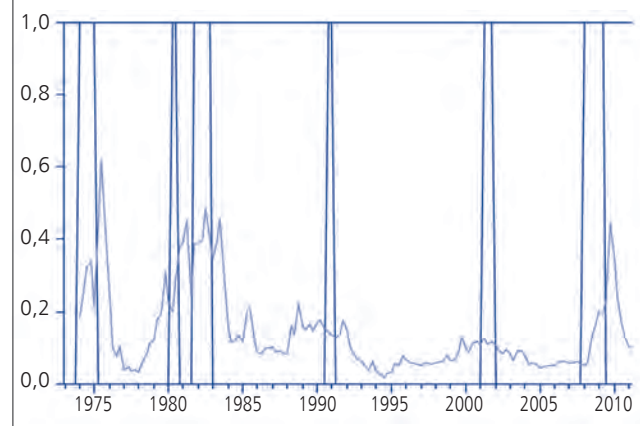
Predecir las recesiones ha sido un objetivo durante mucho tiempo. Supongamos que se define $R_t = 1 - S_t$, de tal modo que una recesión ocurre cuando $R_t = 1$. Dado que R_t es una variable binaria, la respuesta más común a la pregunta del encabezado ha sido tratar de expresar la probabilidad de una recesión como una función de z_t , donde esta última contiene la información disponible en el momento t . Esto último se denota como $Pr(R_t = 1 | z_t)$. Generalmente, se ha recurrido a modelos *probit* o *logit* para describir y estimar esta probabilidad. Ahora bien, el hecho de que R_t sea una variable *construida* a partir de ciertas y_t puede potencialmente generar problemas. Estas variables no son como las variables que se utilizan en modelos de elección discreta, donde R_t es independiente de R_{t-1} , como puede deducirse de la ecuación [1]. Algunos autores han intentado tener en cuenta la dependencia incluyendo R_{t-1} entre las z_t , pero esto es incorrecto. Para ver por qué, si se utiliza la regla de que un pico en la y_t en el momento t viene señalado por $\{y_{t-1}, y_{t-2} < y_t > y_{t+1}, y_{t+2}\}$, resulta evidente que R_t es una función de las y_t futuras, es decir, de y_{t+1} e y_{t+2} . Por tanto, no conocemos el valor R_{t-1} en t y no puede utilizarse como regresor.

Incluso si z_t no incluye R_{t-1} , hay dificultades. Una de ellas está relacionada con lo que estamos tratando de medir. Si $R_{t-1} = 0$ entonces la función $Pr(R_t = 1 | z_t)$ representa la probabilidad de *entrar en recesión*, mientras que si $R_{t-1} = 1$, es la probabilidad de *continuar en recesión*. Esta última puede ser elevada y la primera muy baja. Cuando solo se calcula $Pr(R_t = 1 | z_t)$, puede dar la impresión de que z_t permite predecir recesiones, ya que dependen de estas dos probabilidades.

Por considerar un ejemplo de este problema, observamos que Borio, Drehmann y Xia (2018) ajustan un modelo *probit* donde R_t es un indicador de recesión y z_t es una variable que mide el «ciclo financiero» retardado en cuatro trimestres. Concluyen que este factor tiene una capacidad explicativa muy significativa. Un reciente trabajo de Adrian, Boyarchenko y Giannone (2019) realiza una afirmación similar para la economía de EE.UU., donde z_t es el índice nacional de condiciones financieras (*NFCI*, por sus siglas en inglés) retardado en cuatro períodos y R_t es el crecimiento del PIB. De modo que se considera una regresión *probit* utilizando R_t como las fechas de recesión del NBER y $NFCI_{t-4}$ como variable explicativa. La t -ratio de esta última es de 4,57. Ahora bien, como ya se ha comentado, habría que modificar esta t -ratio, debido a la existencia de una elevada correlación serial en los errores de esta regresión *probit*. De hecho, los residuos que se obtienen del modelo tienen un coeficiente de autocorrelación de primer orden de 0,66. Además, incluso si $NFCI_{t-4}$ tiene un impacto en R_t , la cuestión es si el impacto tiene significatividad económica, y si está capturando la probabilidad de permanecer en una recesión una vez que ha comenzado, en lugar de la probabilidad de entrar en recesión. El gráfico 1 muestra que existe poca evidencia de que esta variable pueda predecir recesiones, lo que resultó particularmente cierto en el caso de la última recesión. Resulta evidente que, una vez que se ha entrado en recesión, se produce un aumento de la probabilidad de continuar en ella.

La predicción se realiza a menudo de una manera más general. La cuestión es si se puede encontrar

GRÁFICO 1
PROBABILIDAD DE $R_t = 1$ DADO *NFCI* PARA CUATRO TRIMESTRES ANTES DE t



una z_t que sea una combinación lineal de variables disponibles y si estas pueden predecir recesiones y expansiones. Con frecuencia, el proceso sugerido ha sido obtener $Pr(R_t = 1 | z_t)$, tal como se ha explicado arriba, y luego construir un indicador binario $I_t(Pr(R_t | z_t) > c)$, es decir, si $Pr(R_t | z_t) > c$ se establece la condición de que $I_t(c) = 1$ y $I_t(c) = 0$ en el resto de casos. Ahora bien, la clave es que el indicador I_t requiere alguna c y la serie z_t . Un ejemplo de lo anterior sería el índice construido por Fedea.

Existe una abundante literatura que utiliza curvas ROC para poder evaluar si z_t constituye un buen indicador de alerta temprana. Berge y Jorda (2013) lo estudiaron para el caso de las recesiones en España.

Las curvas ROC son muy populares hoy en día entre los seguidores del *big data*. Se calculan «verdaderos positivos» (*true positives, TP*) $TP(c) = \sum_{T_t=1} I_t(c)R_t$ y «falsos positivos» (*false positives, FP*) $FP = \sum_{T_t=1} I_t(c)(1-R_t)$. TP es igual a 1 cuando ambas variables se encuentran en recesión, mientras que en FP será cero cuando $I_t = 1$ y exista una expansión. Cuando se dibujan estos puntos para diferentes c se obtiene la curva ROC. No obstante, $I_t(c)R_t$ debe ser una variable aleatoria autocorrelacionada y esto debe de afectar a los estadísticos que se construyen a partir de estas cantidades. Ciertamente, para los datos macroeconómicos parece un problema, pero, hasta donde yo he podido deducir de los trabajos que los utilizan, por ejemplo, Berge y Jorda (2013) y Hwang (2019), la hipótesis es que los datos se distribuyen de forma independiente en el tiempo (13).

Se ha constatado una tendencia creciente a utilizar indicadores de crisis y de ciclos como variables en modelos VAR al objeto de determinar si las funciones impulso respuesta dependen de ellos. Pero salvo si se es especialmente cauto, puede llevar a resultados muy poco válidos, nuevamente porque los indicadores de ciclo S_t son funciones de los *shocks* futuros, es decir, para determinar un pico en t se necesitan datos sobre las y_t futuras. De ahí que, si uno utiliza los indicadores de ciclo como regresores, se generarán sesgos en las estimaciones de los parámetros, ya que el regresor está correlacionado con la perturbación. A fin de demostrar lo anterior, se asume que el proceso generador de los datos (*data generating process, DGP*) para la variable trimestral y_t cuyo ciclo se desea medir es

$$\Delta y_t = 0,0055 + 0,33\Delta y_{t-1} + 0,0093\varepsilon_t, \varepsilon_t \sim N(0,1). \quad [2]$$

En este marco, las funciones impulso respuesta a un *shock* unitario no dependen del estado del ciclo y son iguales a 0,33j. Se puede suponer que el ciclo en y_t se mide con una variable binaria S_t construida con el algoritmo *BBQ* (siendo los parámetros [2,2,5]), utilizando datos simulados partir de la ecuación [2]. Asimismo, siguiendo el enfoque aplicado en algunos estudios existentes, se estima una regresión en la que la dinámica depende de S_t , es decir, se estima la siguiente ecuación:

$$\Delta y_t = 0,0053 - 0,09\Delta y_{t-1} + 0,015S_t\Delta y_{t-1} + 0,009\varepsilon_t. \\ (8,7) \quad (-0,6) \quad (3,0) \quad [2]$$

Así pues, la función impulso respuesta que se obtiene a partir de esta regresión es (0,06)^j cuando $S_t = 1$ (expansión) mientras que, cuando $S_t = 0$, es (-0,09)^j. Podría parecer que las impulso respuesta son diferentes en las expansiones y en las recesiones. En realidad, las impulso respuesta no dependen ni de las expansiones ni de las recesiones. Pese a que incluir el término interactivo $S_t\Delta y_{t-1}$ parece resultar altamente significativo, incluirlo en la regresión provoca grandes distorsiones en las magnitudes, signos y persistencia de las funciones impulso respuesta (14).

Recientemente también resulta habitual ver trabajos con títulos como «X... y los ciclos económicos» por ejemplo Mian, Sufi y Verner (2017). En estos trabajos, la variable a predecir no es ni una recesión ni una expansión económica, sino simplemente una variable de crecimiento. Lo que necesitamos para predecir una recesión es el *signo de la tasa de crecimiento*, no la magnitud de dicha tasa. Algo en lo que coinciden prácticamente todas las definiciones de recesión es en una tasa de crecimiento negativa de la actividad. Por tanto, si uno no puede predecir el crecimiento negativo, no será capaz de predecir recesiones. Este es un criterio sencillo a utilizar para medir la capacidad predictiva, ya que evita controversias sobre la definición exacta de recesión. Una de las razones por las que es difícil predecir una recesión es que, en una expansión, el crecimiento será positivo y, asumiendo correlación serial positiva en el crecimiento, esa tenderá a ser la predicción. He de decir que aún no he encontrado modelos estadísticos que puedan predecir fiablemente un crecimiento negativo cuando le precede un dato de crecimiento positivo, por lo que considero improbable que podamos predecir las recesiones. Se puede predecir su continuidad. La implicación de lo anterior es que necesitamos que las economías sean robustas a las recesiones y admitir

nuestras limitaciones a la hora de realizar proyecciones sobre los puntos de giro. Es posible que el juicio subjetivo y cierto conocimiento del funcionamiento de la economía puedan suplir las carencias de los modelos. El Economic Cycle Research Institute es de esta opinión, y presenta un buen historial en dicha materia.

3. Argumentos para valorar y usar modelos sobre ciclos

En última instancia, el investigador desea encontrar alguna explicación para los ciclos. Ese es el papel de cualquier modelo, y con frecuencia se reduce a descomponer las variables en *shocks*. En ocasiones, vemos explicaciones sencillas de los movimientos cíclicos que precisan ser cuestionadas. Un buen ejemplo es la visión expresada en Blinder y Maccini (1991) de que una parte muy considerable de la disminución del PIB durante las recesiones está asociada a reducciones de las existencias. Es útil cuantificarla con la ratio $BM = \frac{\sum_{t=1}^T (1-S_t) \Delta^2 K_t}{\sum_{t=1}^T (1-S_g) \Delta Q_t}$, donde $S_t = 1$ si *DGP* (Q_t) está en una fase expansiva y $S_t = 0$ si está en fase contractiva. Este estadístico registra la fracción media de la disminución del PIB durante una recesión que está asociada a un descenso de las existencias. Es igual a 0,77 para el período 1959-2005 (y a 0,78 durante 1959-1983). Por tanto, este estadístico respaldaría la idea de que la variación de las existencias (ΔK_t) «explicaría» una gran parte de la disminución de la producción.

Maccini y Pagan (2013) construyeron un modelo que incorpora las existencias en el sector productor de bienes. En dicho modelo están presentes una diversidad de *shocks*: en las ventas, la tecnología y el coste de las existencias. Tras ajustar el modelo a los datos, se realizó una simulación y se construyeron las características del ciclo económico con el algoritmo *BBQ*, una de las cuales fue el estadístico *BM*. El modelo arrojó una media para *BM* de 0,88 (calculada promediando más de 500 conjuntos de datos simulados con 98 observaciones en cada conjunto). El rango de variación en las estimaciones de *BM* que resultaron de las simulaciones era bastante amplio, lo que significa que las predicciones eran consistentes con los datos ($BM = 0,77$) a un nivel de significatividad extremadamente bajo.

El contraste del modelo mostró que capturaba bastante bien muchas de las características de la variación de las existencias y su relación con el

ciclo económico. Sin embargo, si se eliminaban las existencias del modelo haciendo que su coste de mantenimiento fuese demasiado elevado, el ciclo económico apenas experimentaba cambios. Por tanto, la consideración de las existencias no explicaba el ciclo económico, aunque el 88 por 100 de la contracción del PIB durante una recesión se manifestaba como variación de los inventarios. Lo anterior estaría mostrando que es la endogeneidad tanto de K_t como de Q_t , junto con la presencia de un factor común entre ellas, lo que produce los altos valores del estadístico *BM*, y no existe una relación causal entre las existencias y el ciclo económico. Ahí reside el poder de un modelo al mostrar cómo las correlaciones pueden malinterpretarse.

Yo he participado en muchos de estos ejercicios. Así, en Pagan y Robinson (2014) estudiamos si los modelos existentes de interacciones financieras/ reales, como el acelerador financiero o agentes pacientes e impacientes (Iaciovello [2005]), podrían corroborar las conclusiones del análisis del ciclo en muchos de los trabajos del FMI, como Claessens, Kose y Terrones (2011 y 2012). La respuesta fue negativa.

V. CONCLUSIONES

La literatura sobre el ciclo económico es muy extensa. Destilarla para llegar a un todo coherente se antoja una tarea prácticamente imposible. En la época en que Don Harding y yo impartíamos las ponencias Tinbergen, consulté referencias a Harding y Pagan (2002), y me di cuenta de que nunca llegaría a leerlas todas. Lo intenté, y aprendí un montón en el proceso, pero me siguen faltando cosas por revisar. Es lo mismo que sucede con este trabajo. La literatura dista mucho de estar estancada, y he comprobado lo difícil que es absorberla y tratar de sintetizarla. Hasta cierto punto, es necesario dejar que pase el tiempo para poder hacerlo con perspectiva. La máxima «Dejad que florezcan mil flores» encierra una gran verdad, pero muchas de esas flores se marchitarán y morirán, y será solo con el paso del tiempo cuando descubriremos cuáles mueren rápidamente y cuáles sobreviven a través de su uso continuado.

NOTAS

(*) Agradezco la ayuda y los comentarios de ÓSCAR JORDA, TRAVIS BERGE y CLAUDIA PACELLA al presente trabajo. Este artículo ha sido elaborado para el número especial sobre «Ciclos económicos» de *Papeles de Economía Española*.

(**) Otra afiliación: profesor honorario de CAMA, Universidad Nacional de Australia.

(1) GARVEY (1943) tiene una excelente descripción del trabajo de KONDRATIEFF. Además, GARVEY considera que las ondas largas solo parecerían estar presentes en los precios y los tipos de interés, pero no en las magnitudes reales.

(2) Como señala ABRAMOVITZ (1961), WARDWELL (1927) también estableció este concepto.

(3) Más tarde, llegarían conceptos como las ondas de Elliot, en las que se sustenta el análisis técnico bursátil.

(4) Existe ambigüedad ya que en ocasiones desestimó los máximos y mínimos reales y los sustituyó por los picos y valles de lo que él llama el ciclo «virtual» o «ideal» de 3,3 años. Por tanto, su trabajo parece una combinación entre el descubrimiento y la imposición de una visión sobre la longitud del ciclo.

(5) Siempre trabajaron con series ajustadas de estacionalidad y de otros factores, tales como huelgas.

(6) Por ejemplo, una regla para detectar un pico en una serie trimestral y_t en el momento s es $\{y_{s-1}, y_s - 1 < y_s > y_{s+1}, y_{s+2}\}$ que se puede expresar como $\{0 < \Delta y_s, \Delta y_{s+1}, \Delta y_{s+2} < 0\}$ mostrando los signos de las tasas de crecimiento.

(7) Las versiones de Matlab y Excel del programa *BBQ* se pueden obtener en <http://www.ncer.edu.au/resources/data-andcode.php>. También está disponible como *add on* para Stata y R.

(8) Se ha realizado un considerable trabajo dedicado a definir un pseudoespectro para un proceso $I(1)$ no estacionario, véase VALLE y AZEVEDO (2007) para una revisión de la literatura. No obstante, esta línea de investigación se ha centrado fundamentalmente en conseguir una representación que permitiera estudiar el impacto del filtrado, en lugar de tratar de descubrir qué oscilación podría ser la más importante en una serie $I(1)$.

(9) HARDING y PAGAN tienen un procedimiento más complicado consistente en realizar, en una primera etapa, un test basado en una mediana de las diferencias y complementarlo, en una segunda etapa, con el test de dispersión. Pese a que pueden existir vínculos entre fechas cuando se está combinando un número de series reducido, esto deja de ser un problema conforme aumenta el número de series.

(10) Un trabajo reciente dentro del enfoque *date then average* es el de CAMACHO, GADEA y GÓMEZ LOSCOS (2020). Suponen que los picos y valles son realizaciones de un modelo de mixturas de un número a determinar de distribuciones gaussianas, donde las medias de dichas distribuciones son los picos y valles de referencia y las transiciones se determinan a partir de una cadena de Markov restringida como en los modelos de cambio estructural múltiple.

(11) Las cadenas de Markov difieren de los procesos markovianos utilizados en los modelos *MS* de BERGE y JORDA (2013). En el modelo *MS*, existen estados ξ_t , pero no son los equivalentes de S_t . El equivalente es alguna regla del tipo $S_t = 1(\xi_t > c_t)$, donde c_t se obtiene a partir de los datos. Esto se analiza en HARDING y PAGAN (2003).

(12) Esto también es válido para las S_t calculadas a partir de modelos factoriales y modelos *MS*, dado que también consideran los datos.

(13) LAHIRI y YANG (2018) proponen un ajuste. Requiere escribir el indicador y objeto de análisis (o cierta transformación monótona del mismo) como función lineal de S_t . Entonces, los coeficientes de esta relación lineal se estiman por *quasi-maximum likelihood (QMLE)* y se puede obtener una matriz de covarianzas robusta a la autocorrelación. Debido a que estos coeficientes forman las estadísticas *ROC*, se puede hacer que estas últimas sean robustas a la existencia de auto-

correlación serial. Sin embargo, en el caso de los ciclos económicos, S_t es una variable construida a partir de datos macroeconómicos, por lo que la hipótesis de una relación lineal entre y_t y S_t —siendo S_t exógena—no parece apropiada. Es posible encontrar la distribución conjunta de *TP* y *FP*, la cual podría utilizarse para encontrar las perturbaciones estándar de los coeficientes *ROC* que sean robustas a la autocorrelación.

(14) Evidentemente, S_{t-3} puede utilizarse como instrumento para S_t en este caso.

BIBLIOGRAFIA

ABRAMOVITZ, M. (1961). The Nature and Significance of Kuznets Cycles. *Economic Development and Cultural Change*, IX, pp. 225-248.

ADRIAN, T., BOYARCHENKO, N. y GIANNONE, D. (2019). Vulnerable Growth. *American Economic Review*, 109, pp. 1263-1289.

AIKMAN, D., HALDANE, A. G. y NELSON, B. D. (2015). Curbing the Credit Cycle. *The Economic Journal*, 125, pp. 1072-1109.

ANDERSON, H. y VAHID, F. (2001). Predicting The Probability of a Recession with Non-linear Autoregressive Leading Indicator Models. *Macroeconomic Dynamics*, 59, pp. 482-505.

ARTIS, M. J., MARCELLINO, M. y PROIETTI, T. (2004). Dating Business Cycles: a Methodological Contribution with an Application to the Euro Area. *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, 66(4), pp. 537-565.

BEAUDRY, P., GALIZIA, D. y PORTIER, F. (2020). Putting the Cycle Back into Business Cycle Analysis. *American Economic Review*, 110(1), pp. 1-47.

BERGE, T. y JORDÀ, O. (2013). A chronology of turning points in economic activity: Spain, 1850-2011. *SERIEs: Journal of the Spanish Economic Association*, 4, pp. 1-34.

BESOMI, D. (2011). The Fabrication of a Myth: Clement Juglar's Commercial Crises in the Secondary Literature. *History of Economic Ideas*, 19(3), pp. 69-112.

BILLIO, M. y CASARIN, R. (2010). Beta Autoregressive Transition Markov-Switching Models for Business Cycle Analysis. *6th Colloquium on Modern Tools for Business Cycle Analysis: The Lessons from Global Economic Crisis*, September. Luxembourg: Eurostat.

BLINDER, A. y MACCINI, L. (1991). Taking Stock: A Critical Assessment of Recent Research on Inventories. *Journal of Economic Perspectives*, 5, pp. 73-96.

BORIO, C., DREHMANN, M. y XIA, D. (2018). The financial cycle and recession risk. *BIS Quarterly Review*, December, pp. 59-71.

BRY, G. y BOSCHAN, C. (1971). *Cyclical Analysis of Time Series: Selected Procedures and Computer Programs*. New York: NBER.

BURNS, A. F. y MITCHELL, W. C. (1946). *Measuring Business Cycles*. New York: NBER.

- CAMACHO, M., GADEA, M. D. y GÓMEZ LOSCOS, A. (2020). A New Approach to Dating the Reference Cycle. *Journal of Business and Economic Statistics*.
- CAMACHO, M. y MARTÍNEZ-MARTÍN, J. (2015). Monitoring the World Business Cycle. *Economic Modelling*, 51, pp. 617-625.
- CLAESSENS, S., KOSE, M. A. y TERRONES, M. E. (2011). Financial Cycles: What, How, When? En: R. H. CLARIDA, y GIAVAZZI (eds.), *NBER International Seminar on Macroeconomics*. University of Chicago Press, pp. 303-344.
- (2012). How do Business and Financial Cycles Interact? *Journal of International Economics*, 87, pp. 178-190.
- ENGEL, J., HAUGH, D. y PAGAN, A. (2005). Some Methods for Assessing the Need for Non-Linear Models in Business Cycles. *International Journal of Forecasting*, 21(4), pp. 651-662.
- GADEA, M. D., GÓMEZ-LOSCOS, A. y PÉREZ-QUIRÓS, G. (2017). Dissecting US Recoveries. *Economics Letters*, 154, pp. 59-63.
- GARVEY, G. (1943). Kondratieff's Theory of Long Cycles. *Review of Economics and Statistics*, 25(4), pp. 203-220.
- HAMILTON, J. D. (1989). A New Approach to the Economic Analysis of Non-Stationary Times Series and the Business Cycle. *Econometrica*, 57, pp. 357-384.
- HAMILTON, W. P. (1919). Stock market analysis. *Wall Street Journal* 9th August. Reprinted in Rhea R. 1932. The Dow Theory. Barron's: New York, pp. 181-182.
- HARDING, D. (2010). Detecting and Forecasting Business Cycle TurningPoints. *6th Colloquium on Modern Tools for Business Cycle Analysis: The Lessons from Global Economic Crisis*. Luxembourg: Eurostat. September.
- HARDING, D. y PAGAN, A. R. (2002). Dissecting the Cycle: A Methodological Investigation. *Journal of Monetary Economics*, 49, pp. 365-381.
- (2003) A Comparison of Two Business Cycle Dating Methods. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 27, pp. 1681-1690.
- (2006). Synchronization of Cycles. *Journal of Econometrics*, 132, pp. 59-79.
- (2016) *The Econometric Analysis of Recurrent Events in Macroeconomics and Finance*. Princeton: Princeton University Press.
- HARVEY, A. C. y JAEGER, A. (1993). Detrending, Stylized Facts and the Business Cycle. *Journal of Applied Econometrics*, 8, pp. 231-247.
- HWANG, Y. (2019). Forecasting recessions with time-varying models. *Journal of Macroeconomics*, 62, pp. 103-153.
- IACOVIELLO, M. (2005). House Prices, Borrowing Constraints and Monetary Policy in the Business Cycle. *American Economic Review*, 95, pp. 739-764.
- JORDÀ, Ò., SCHULARICK, M. y TAYLOR, A. M. (2017). Macrofinancial History and the New Business Cycle Facts. En: M. EICHENBAUM y J. A. PARKER (eds.), *NBER Macroeconomics Annual 2016*, 31, pp. 213-263. Chicago: University of Chicago Press.
- JUGLAR, C. (1862). *Des Crises commerciales et leur retour périodique en France, en Angleterre, et aux Etats-Unis*. Paris: Guillaumin.
- KITCHIN, J. (1923). Cycles and Trends in Economic Factors. *Review of Economics and Statistics*, 5, pp. 10-16.
- KONDRATIEFF, N. D. (1925) The Major Economic Cycles (English summary in *Review of Economics and Statistics*, XVIII(1935), pp. 105-115.
- KROLZIG, H-M. y TORO, J. (2005). Classical and Modern Business Cycle Measurement: The European Case. *Spanish Economic Review*, 7(1), pp. 1-21.
- KULISH, M. y PAGAN, A. R. (2019). Turning Point and Oscillatory Cycles. *CAMA Working Paper*, 74/2019. Australian National University.
- KUZNETS, S. (1930). *Secular Movements in Production and Prices*. New York.
- LAHIRI, K. y YANG, L. (2018). Confidence Bands for ROC Curves With Serially Dependent Data. *Journal of Business & Economic Statistics*, 36, pp. 115-130.
- LAWSON, J. A. (1843). On Commercial Panics: A paper read before the Dublin Statistical Society. Dublin (National Library of Australia, record 2289732).
- MACCINI, L. y PAGAN, A. R. (2013). Inventories, Fluctuations and Goods Sector Cycles. *Macro-economic Dynamics*, 17, pp. 89-122.
- MARTÍNEZ-GARCÍA, E., GROSSMAN, V. y MACK, A. (2015). A contribution to the chronology of turning points in global economic activity (1980-2012). *Journal of Macroeconomics*, 46, pp. 170-185.
- MATTHEWS, R. C. O. (1959). *The Trade Cycle*. Cambridge University Press.
- MIAN, A., SUFI, A. y VERNER, E. (2017). Household Debt and Business Cycles Worldwide. *Quarterly Journal of Economics*, 132, pp. 1755-1817.
- MITCHELL, W. C. (1923). *Business Cycles and Unemployment*. McGraw Hill, New York.
- PAGAN, A. R. y ROBINSON, T. (2014). Methods for Assessing the Impact of Financial Effects on Business Cycles in Macroeconometric Models. *Journal of Macroeconomics*, 41, pp. 94-106.
- PRADOS DE LA ESCOSURA, L. (2017). *Spanish Economic Growth*. London: Palgrave Macmillan.
- RÜNSTLER, G. y VLEKKE, M. (2018). Business, Housing and Credit Cycles. *Journal of Applied Econometrics*, 33, pp. 212-226.

SCHÜLER, Y. S., HIEBERT, P. P., TUOMAS, T. A. y PELTONEN, A. (2020). Financial cycles: Characterisation and Real-time Measurement. *Journal of International Money and Finance*, 100.

STOCK, J. H. y WATSON, M. W. (2014). Estimating Turning Points Using Large Data Sets. *Journal of Econometrics*, 178, pp. 368-381.

STROHSAL T., PROAÑO, C. R. y WOLTERS, J. (2015). Characterizing the Financial Cycle: Evidence from a Frequency Domain

Analysis. *Bundesbank Discussion Paper*, n.º 22/2015. Deutsche Bundesbank.

TOOKE, T. (1838). *A History of Prices*. London: Longman, Brown. and Co.

VALLE, E. y AZEVEDO, J. (2007). Interpretation of the Effects of Filtering Integrated Time Series. *Working Paper*, n.º 12/2007. Banco de Portugal.

WARDWELL, C. A. R. (1927). *An Investigation of Economic Data for Major Cycles*. Philadelphia.