



Revista Venezolana de Gerencia





Estimación de la brecha del producto: una revisión de desarrollos recientes y aplicación

Colther, Cristian*

Resumen

Este trabajo tiene por objetivo revisar dos nuevas herramientas que pueden ser utilizadas para obtener el output gap a través de desagregar la componente ciclo-tendencia del PIB. Se han evaluado el filtro de Hamilton (2018) y la transformada wavelet, comparando sus resultados respecto de los métodos tradicionales utilizados para estimar el output gap. Para este ejercicio se han aplicado los diferentes métodos a una serie simulada y luego una aplicación empírica al caso de Estados Unidos en el período 1957-2021. De las principales conclusiones de este trabajo, se puede mencionar las importantes diferencias en cuanto a las componentes cíclicas que se puede obtener por los diferentes métodos, que llama a la precaución por parte de los analistas en cuanto a considerar sólo un determinado método y el riesgo de cometer importantes errores de estimación. El análisis wavelet muestra gran versatilidad en cuanto a desagregar una serie temporal en componentes que pueden ser de gran utilidad para estudiar el output gap y otras componentes de interés, por lo que se recomienda profundizar en su uso en el ámbito del análisis macroeconómico.

Palabras clave: brecha del producto; filtrado de series temporales; análisis wavelet; ciclo de desviaciones a la tendencia.

Recibido: 05.02.22

Aceptado: 07.08.22

* Doctor en Economía; Universidad de Valladolid-España; Académico Instituto de Economía, Universidad Austral de Chile-Chile; email: cristian.colther@uach.cl, <https://orcid.org/0000-0003-0606-6249>, autor de correspondencia.

Output gap estimation: a review of recent developments and applications

Abstract

This paper aims to review two new tools that can be used to obtain the output gap by disaggregating the trend-cycle component of GDP. The Hamilton filter (2018) and the wavelet transform have been evaluated, comparing their results with respect to the traditional methods used to estimate the output gap. For this exercise, the different methods have been applied to a simulated series and then an empirical application to the case of the United States in the period 1957-2021. Of the main conclusions of this work, one can mention the important differences in terms of the cyclical components that can be obtained by the different methods, which calls for caution on the part of analysts in terms of considering only a certain method and the risk of making important estimation errors. Wavelet analysis shows great versatility in terms of disaggregating a time series into components that can be very useful for studying the output gap and other components of interest, so it is recommended that its use in the field of macroeconomic analysis be studied in greater depth.

Keywords: output gap; filtering times series; wavelet analysis; cycle trend time series.

1. Introducción

La estimación del output gap, en adelante OG, es una medida de la diferencia entre la producción real de una economía y su producción potencial producto del ciclo económico. Y su importancia radica en cuantificar la diferencia entre lo que produce una economía y lo que puede producir, es decir, como una medida de desempeño de la economía o eficiencia (Jahan & Mahmud, 2013).

Es utilizado para monitorear el ciclo económico, y su valoración incide en la formulación de la política fiscal de gasto de los países y de la política monetaria de los bancos centrales. Además, ocupa un lugar destacado en los modelos de estimación macroeconómico y es habitual mencionarlo en los informes de política monetaria, los comunicados de prensa y los discursos de crecimiento

económico en general (Blanchard, 1989; Champagne, Poulin-Bellisle, & Sekkel, 2018).

Sin embargo, debido a su definición en la práctica resulta difícil su estimación, por lo que se ha optado por utilizar una aproximación a este valor, a través de la estimación de las desviaciones a la tendencia de crecimiento de largo plazo, y se han propuesto una serie de métodos que intentan estimar estas componentes no observables en el producto interno bruto (Hodrick, 2020; Zarnowitz & Ozyildirim, 2006) but a study of growth cycles does. Major cyclical slowdowns and speedups deserve to be analyzed, but the needed time series decomposition presents difficult problems, mainly because trends and cycles influence each other. We compare cyclical movements in levels, deviations from trend, and smoothed growth rates

for both the quarterly real GDP and the monthly U.S. Coincident Index-using the phase average trend (PAT).

Este trabajo tiene por objetivo revisar dos herramientas que se han propuesto recientemente en la literatura, que pueden ser utilizadas para la estimación del OG, como es el filtro propuesto por Hamilton (2018) y la transformada wavelet (Rhiif et al, 2019) several decomposition methods were developed in order to extract various components (e.g., seasonal, trend and abrupt components) and comparar sus resultados con los métodos tradicionalmente utilizados, aplicados a una serie simulada del PIB y luego una aplicación empírica al caso del PIB de Estados Unidos en el período 1957-2021. A continuación, se realiza una breve revisión en torno al tema.

2. Output gap: Revisión de la literatura

El OG se puede definir como la diferencia porcentual entre el producto real y el producto potencial, en donde la producción potencial representa el nivel en estado estacionario de una economía; es decir, el nivel al que la producción real se revierte en ausencia de shocks temporales, y en el marco de la política monetaria (Conway & Frame, 2000).

Su importancia a nivel macroeconómico radica en que diversas formulaciones empíricas como la regla de Taylor, la curva de Phillips o la ley de O'kun la utilizan para evaluar determinadas dimensiones de la macroeconomía (Álvarez & Gómez-Loscós, 2018).

Sin embargo, su estimación es difícil debido a que se carece de la estadística para su estimación, como la tecnología, la abundancia y calidad de

los recursos productivos, y el entorno microeconómico, entre otros aspectos. Para superar esta dificultad se utilizan una variedad de técnicas para inferir el OG a partir de componentes no observables del PIB, desagregando en un componente de tendencia y otro de ciclo de desviaciones a la tendencia (o también denominada ciclo-tendencia), en donde la tendencia se interpreta como una medida del producto potencial de la economía y el ciclo se interpreta como una medida aproximada del OG (Berger, Morley, & Wong, 2020; Morley & Wong, 2020; Quast & Wolters, 2020).

El problema por tanto consiste en descomponer el producto en un componente de tendencia y en otra del ciclo que recorre a la tendencia, en términos de las fluctuaciones de corto plazo que experimenta el crecimiento económico, algunas vinculadas a los shocks habituales que suceden en la actividad económica de nivel nacional e internacional y aquellos vinculados a las fases del ciclo económico (business cycle) que experimenta la economía en un determinado momento (Mondaca-Marino & Rojas-Mora, 2017).

Esta no es una descomposición sencilla y existe poco consenso en la literatura económica sobre la representación más apropiada de los componentes de tendencia y ciclo del producto. Durante los últimos treinta años, los economistas han desarrollado una amplia variedad de técnicas para extraer una tendencia estocástica o para extraer una componente cíclica a partir del producto.

En cuanto a la estimación del ciclo-tendencia, existen diferentes métodos para estimar la tendencia o extraer el ciclo tendencia y no existe consenso en la literatura económica sobre la representación más apropiada de los

componentes de tendencia y ciclo. Se puede clasificar estos métodos en aquellos que usan exclusivamente el análisis del comportamiento de la serie para determinar sus componentes no observables y aquellos métodos que utilizan criterios estadísticos y supuestos sobre la estructura económica para identificar la tendencia (Hodrick, 2020; Kim & Kim, 2020; Orphanides, Porter, Reifschneider, Tetlow, & Finan, 2000).

En el primer grupo se encuentran los filtros lineales simples como el filtro de primera diferencia, en adelante PD y el conocido filtro de Hodrick y Prescott (1997), en adelante HP, el filtro de Christiano y Fitzgerald (2003), en adelante CF, el filtro de Baxter y King (1999), en adelante BK, entre otros filtros utilizados para extraer una componente cíclica (Canova, 1998). Otras aproximaciones aplican modelos para desagregar la tendencia y el ciclo tendencia, como por ejemplo la propuesta de Beveridge y Nelson (1981), en adelante BN, o la de Perron y Wada (2009). Sin embargo, estas herramientas no han estado ajenas a las críticas respecto de la distorsión e introducción de artefactos que generan en el proceso de extracción de la componente cíclica, o las problemáticas de suponer el proceso correcto que puede experimentar la tendencia del producto (Canova, 1998; Cogley & Nason, 1995; Hamilton, 2018; Kim & Kim, 2020; Murray, 2003; Pollock, 2000).

En el otro grupo se cuenta la propuesta de Cochrane (1994) que estima el producto potencial basado en supuestos sobre la estructura económica derivados de la hipótesis del ingreso permanente. Blanchard y Quah (1989) que desarrollan un modelo autorregresivo de vector estructural que

también estima el producto potencial y la brecha del producto basándose en supuestos estructurales sobre la naturaleza de las perturbaciones económicas. Nuevamente, como toda propuesta, existen críticas respecto de los supuestos utilizados y de la efectividad en obtener las componentes de interés (Chen & Netšunajev, 2016; Kim & Kim, 2020).

Como toda técnica tienen sus ventajas e inconvenientes, en el caso del primer grupo, su ventaja es la posibilidad de obtener la información a partir de la misma serie, pero en general presentan dos tipos de problemas, el primero es la estimación en los extremos que dependiendo del método puede perder información debido a los cálculos necesarios; el segundo, es sobre la influencia de la densidad de puntos utilizados en sus cálculos, con lo cual el resultado de las estimaciones cambia con el tamaño de la muestra o la frecuencia (periodicidad de los datos utilizados). En el caso del segundo grupo, la estimación debido a que se basa en supuesto económicos y dependencias con otras variables; pero todas las técnicas son propensas a incertidumbres potencialmente grandes y están sujetos a errores de especificación e incertidumbre del modelo (Álvarez & Gómez-Loscos, 2018).

Por todo lo mencionado, se precisa cautela al momento de extraer conclusiones basadas en la aplicación de estas técnicas. Si el objetivo es estimar el OG, se debería implementar diferentes filtros, comparar sus resultados, y estos resultados deberían complementarse con estimaciones basadas en otros enfoques como el de la función de producción, u otras técnicas multivariadas, existiendo

todavía trabajo por realizar en esta área del conocimiento.

Ejemplo de esto es la reciente propuesta de Hamilton (2018) que retomó el debate en torno a los métodos de extracción del ciclo-tendencia, criticando particularmente que se continúe con el uso del filtro de HP como herramienta válida para extraer la componente cíclica, fundamentando su crítica respecto de los diversos problemas que presenta el filtro como son: que introduce relaciones dinámicas espurias que no tienen base en el proceso de generación de datos subyacente; que los valores filtrados al final de la muestra son muy diferentes de los del medio y también se caracterizan por dinámicas espurias; y que el parámetro de suavizado óptimo no serían los valores propuestos tradicionalmente en desacuerdo con la práctica común de uso.

Sin embargo, esta nueva propuesta ha recibido críticas, ya que a pesar de superar algunas de las problemáticas presente en el filtro HP, muestra otros problemas que han motivado su revisión (Hodrick, 2020; Jönsson, 2020a; Quast & Wolters, 2020).

También en forma reciente se ha propuesto el uso del análisis wavelet como una herramienta para extraer las componente de tendencia y ciclo-tendencia del producto y con esto estimar el OG (Barrales & von Arnim, 2017; Crowley & Hudgins, 2021; Mitra, Maheswari, & Mitra, 2011; Sun & Li, 2022; Tiwari et al, 2019). Esta herramienta es relativamente nueva en el ámbito de las series temporales (Percival & Walden, 2000) y de uso reciente en el área de la economía (Percival & Walden, 2000; Ramsey, 2002)

El análisis wavelet es una herramienta que se puede usar para

analizar series temporales en donde no es necesario el uso de supuestos respecto del comportamiento y dinámica de la serie a ser analizada. Además, permite detectar cambios relevantes que pueden suceder en la serie, respecto de su tendencia de crecimiento, o de sus componentes no observables que pueden estar presente en ella.

También se puede utilizar para extraer componentes no redundantes de la serie a través del análisis multiresolución, las cuales después pueden ser utilizadas o eliminadas según las necesidades del estudio, en forma individual o colectiva, con el objetivo de aislar, limpiar o eliminar características que pueden dificultar el estudio de la serie (Crowley, 2007; Debnath, 2002; Mallat, 1989).

La capacidad de análisis en el dominio del tiempo, se complementa con la posibilidad de caracterizar el comportamiento de la serie en el dominio de la frecuencia, y la posibilidad de identificar fenómenos recurrentes que pueden suceder en el comportamiento de la serie temporal, sin las limitaciones existentes en otros métodos de análisis frecuencial (Verona, 2016).

Pero la gran virtud del análisis wavelet es la posibilidad de realizar un análisis en tiempo-frecuencia en forma simultánea, y que permite por una parte identificar componente en frecuencia y su evolución en el tiempo, lo que la convierte en una herramienta muy versátil para caracterizar fenómenos no estacionarios y con dinámica cambiante, además del análisis de la componentes periódicas presentes en una serie o respecto del grado de co-movimiento entre dos series temporales (Aguiar-Conraria, Martins, & Soares, 2020).

3. Consideraciones metodológicas de la investigación y datos del estudio

Para el estudio se han implementado los métodos de Hamilton (2018) y análisis wavelet para la extracción de la componente ciclo tendencia los cuales se explicarán en forma resumida en la siguiente sección, y estudiar sus resultados comparándolos con las herramientas que tradicionalmente son utilizadas para este fin como son: el filtro de Baxter y King (BK), el filtro de Butterworth (BW), el filtro de cristiano y Fitzgerald (CF), el tradicional filtro de Hodrick y Prescott (HP).

Para evaluar el desempeño de los diferentes métodos se ha aplicada cada uno de los métodos a una serie simulada que contiene características habituales en series del producto que se puede observar en las economías a nivel internacional para evaluar la capacidad de extraer una componente cíclica de los métodos. Además se ha realizado una aplicación empírica, estudiando el caso de Estados Unidos, utilizando el PIB real trimestral de Estados Unidos para el período 1957-2021 (FRED | St. Louis Fed, 2021). Todas las estimaciones se han realizado en el software R-Gnu.

3.1. El filtro de Hamilton

En un reciente artículo Hamilton (2018) propone un nuevo filtro para extraer la componente ciclo-tendencia de una serie temporal, que se basa en un modelo auto regresivo en donde se supone que la d 'ésima diferenciación de y_t es estacionaria, que presenta una tendencia determinista en el tiempo que

se puede caracterizar por un polinomio de orden d , y el filtro se define como

$$y_{t+h} = \alpha + \beta_0 y_t + \beta_1 y_{t-1} + \dots + \beta_p y_{t-p} + v_{t+h} \quad (\text{Ecuación 1})$$

y la estimación de v_{t+h} es la componente cíclica, h es el desfase temporal que probablemente prediga de forma incorrecta. Hamilton menciona que para la mayoría de series temporales macroeconómicas y financieras un horizonte temporal de 2 años puede ser adecuado de considerar para capturar las fluctuaciones de mediano plazo.

Por lo tanto, recomienda utilizar un $h=8$ para los datos trimestrales; p es el número de rezagos utilizados, y existe una relación entre h y p que deben ser múltiplos del tamaño de la muestra a un año para series con estacionalidad. Debido a estas consideraciones, Hamilton (2018) recomienda $h=8$ y $p=4$ para datos trimestrales y la ecuación 2 se puede estimar por OLS.

$$y_{t+8} = \beta_0 + \beta_1 y_t + \beta_2 y_{t-1} + \beta_3 y_{t-2} + \beta_4 y_{t-3} + v_{t+8} \quad (\text{Ecuación 2})$$

Donde el residuo es de la forma,

$$\hat{v}_{t+h} = y_{t+h} - (\hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 y_t + \hat{\beta}_2 y_{t-1} + \hat{\beta}_3 y_{t-2} + \hat{\beta}_4 y_{t-3}) \quad (\text{Ecuación 3})$$

Que se interpreta como la componente cíclica. Trabajos recientes han utilizado esta herramienta y considerado sus virtudes e inconvenientes (Jönsson, 2020b, 2020a; Luvsannyam, Batmunkh, & Buyankhishig, 2019; Quast & Wolters, 2020; Schüler, 2018)

3.2. El análisis wavelet

La transformada wavelet, en adelante WT, representa una señal o serie de tiempo en términos de versiones traducidas y escaladas de una onda finita (llamada wavelet madre). Cada una de estas versiones de las funciones de Wavelet está completamente ubicada tanto en el tiempo como en la frecuencia. Generalmente se define de esta manera (Percival & Walden, 2000):

$$f(t) = f_0(t) + \sum_{j=0}^J g_j(t) \quad (\text{Ecuación 4})$$

donde $f(t)$ es una aproximación inicial de la función, donde J es la escala máxima permitida para el número de puntos de datos disponibles, en este caso, el número posible de escalas de análisis está determinado por el número de observaciones (N), siendo j el límite de la escala si el número de observaciones es $N \geq 2j$, y $f_0(t)$ denota fluctuaciones con periodicidad mayor que $J + 1$, y $g_j(t) = f_{j+1}(t) - f_j(t)$ representa el error en la aproximación de $f_{j+1}(t)$ por $f_j(t)$, o las fluctuaciones que contienen periodicidades entre niveles de resolución sucesivos 2^{J-j} y 2^{-j} y el índice j está relacionado con la escala y el índice k con la traducción de las hijas de la función.

La reconstrucción de una serie se lleva a cabo utilizando la función Onda Madre, ψ , y una función que realiza el proceso de escalado para cada una de las hijas de la función, llamada Onda Padre ϕ :

$$\phi_{j,k}(t) = 2^{-j} \phi\left(\frac{t-2^j k}{2^j}\right), \psi_{j,k}(t) = 2^{-j} \psi\left(\frac{t-2^j k}{2^j}\right) \quad (\text{Ecuación 5})$$

A través de estas funciones se puede reconstruir cualquier serie $x(t)$ en base a una combinación de estas

funciones con $j = 1, 2, \dots, J$. Cuando el tamaño de la muestra es una potencia de 2, el número de coeficientes para cada escala es el siguiente. En la escala más fina (2^1) hay $n/2$ coeficientes asociados con $d_{1,k}$, en la siguiente escala (2^2) hay $n/2^2$ coeficientes asociados con $d_{2,k}$, en el nivel J -ésimo (2^J) hay $n/2^J$ coeficientes asociados con diferentes escalas de resolución (Sun & Li, 2022).

En este trabajo se ha aplicado el análisis multiresolución, en donde la serie temporal se puede reconstruir en función de las escalas previamente determinadas, que en su forma discreta se expresa de la siguiente forma (Percival & Walden, 2000; Verona, 2016).

$$x(t) = \sum_k a_{j,k} 2^j \phi(2^j t - k) + \sum_k d_{j,k} 2^j \psi(2^j t - k) \quad (\text{Ecuación 6})$$

Donde los coeficientes $a_{j,k}$ y $d_{j,k}$ se calculan en forma discreta de la siguiente forma (Gao & Yan, 2011):

$$a_{j,k} = \sum_m h(m-2k) a_{j-1,m} \quad d_{j,k} = \sum_m g(m-2k) d_{j-1,m} \quad (\text{Ecuación 7})$$

En este caso $a_{j,k}$ representa los coeficientes de aproximación o equivalentemente, los componentes de baja frecuencia, mientras que $d_{j,k}$ son los coeficientes correspondientes a los componentes de alta frecuencia en la señal original.

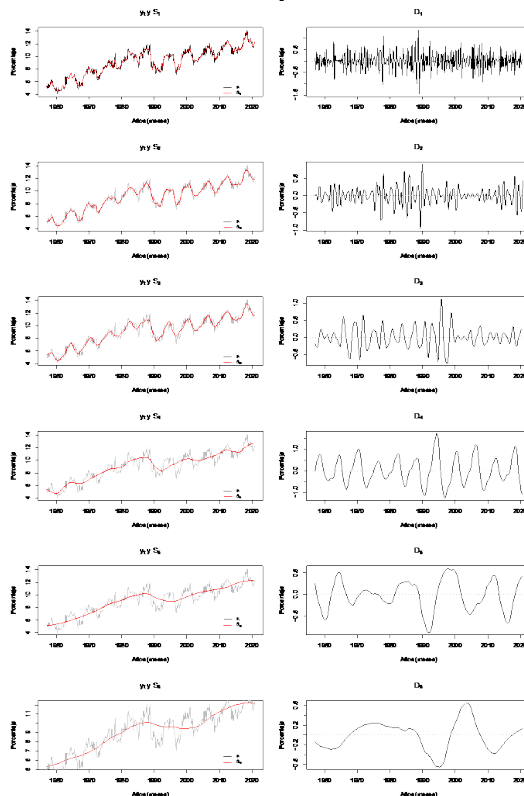
En este tipo de análisis, la selección de la función wavelet cobra suma relevancia, debido a que la selección determinará la calidad de la aproximación de la serie original con las respectivas escalas que la componen. Respecto de las componentes en detalle para cada una de las escalas de análisis, estas contienen las fluctuaciones

presentes en la serie original que se corresponden con la periodicidad de los datos de la serie, en este caso para una serie temporal de datos trimestrales y con una escala de desagregación de 6 niveles, las componentes en escala se corresponden con las siguientes oscilaciones en frecuencia, D1 entre 2 y 4 trimestres, D2 entre 4 y 8 trimestres, D3 entre 8 y 16 trimestres, D4 entre 16 y 32 trimestres, D5 entre 32 y 64 trimestres, D6 entre 64 y 128 trimestres. Dependiendo del fenómeno a ser analizado, se puede agregar o eliminar

aquellas componentes que no se correspondan, y agregar en una serie las componentes más representativas del fenómeno en cuestión.

A modo ilustrativo, se presenta en el gráfico 1 un análisis multirresolución aplicado a una serie simulada que contienen en adición una tendencia creciente, una componente cíclica periódica, un quiebre estructural en la tendencia de crecimiento y una componente aleatoria normal, con características de serie no estacionaria.

Gráfico 1
Análisis multirresolución aplicado a la serie simulada



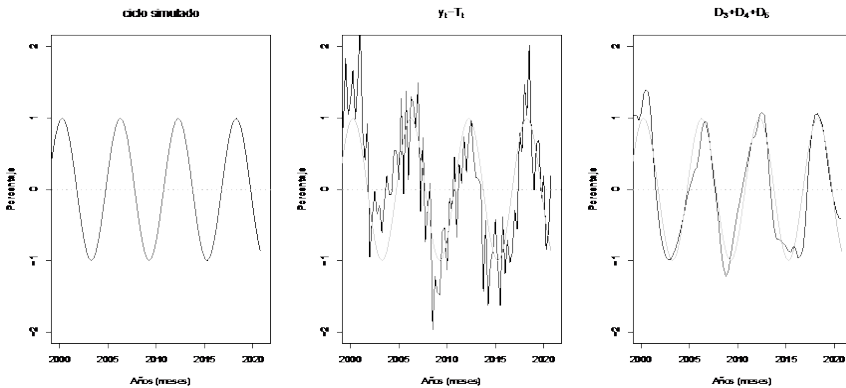
Fuente: elaboración propia

En este caso, se ha aplicado un análisis multiresolución de 6 escalas de desagregación para separar las componentes de la serie, se pueden obtener según las diferentes escalas de desagregación wavelet, que se corresponden con determinadas periodicidades presentes en la serie con datos trimestrales. El análisis multiresolución logra desagregar una

componente de tendencia S6 y seis componentes cíclicas, en donde la primera (D1) se corresponde con la componente aleatoria normal.

En el gráfico 2 se puede observar la componente cíclica periódica simulada y la componente cíclica obtenida a través de las desviaciones de la tendencia y la componente cíclica a través de la agregación de las escalas D3, D4 y D5.

Gráfico 2
Selección de la componente ciclo-tendencia wavelet y desviaciones a la tendencia



Fuente: elaboración propia

De la gráfico 2 se puede apreciar que la selección de componentes particulares puede ser bastante útil para capturar componentes cíclicas de interés, en este caso se optó por agregar tres escalas intermedias para capturar la componente cíclica inicial.

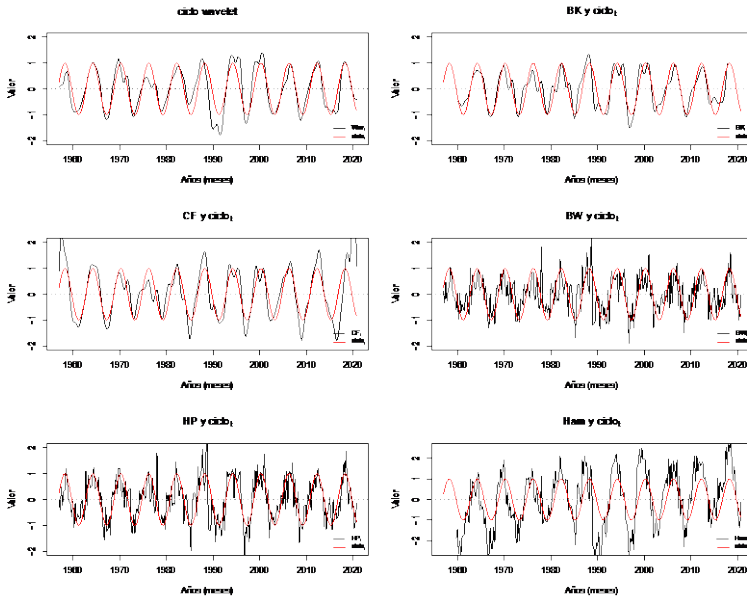
4. Output gap: Resultados

Los resultados obtenidos e

contemplan en el gráfico 3, en la que se puede observar la obtención de la componente ciclo tendencia de los métodos mencionados en este trabajo, aplicado a una serie simulada no estacionaria, con características de tendencia creciente, con un quiebre estructural en su tendencia, y con una componente cíclica estacionaria y una componente aleatoria normal.

Gráfico 3

Extracción de componentes ciclo tendencia según diferentes métodos



Fuente: elaboración propia

A nivel general se puede apreciar que no todos los métodos son igual de efectivos en obtener la componente cíclica periódica simulada, y en particular los métodos BW, HP y HAM obtienen una componente cíclica con una alta presencia de la componente aleatoria normal, que puede dificultar un análisis posterior, como por ejemplo detectar puntos de giro, o utilizarla en relaciones empíricas que luego necesiten ser modeladas por métodos econométricos de corte lineal o estacionarios.

En el caso del análisis wavelet, y los métodos BK y CF muestran un mejor desempeño en cuanto a extraer la componente cíclica simulada, sin las fluctuaciones aleatorias, y con una alta correspondencia con la señal cíclica

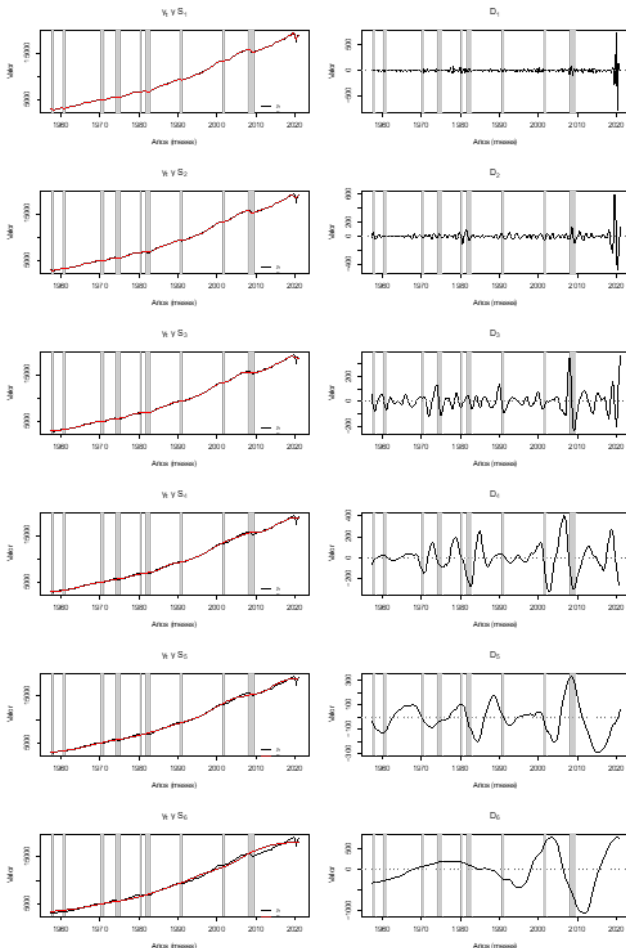
original. Estos resultados muestran que algunos métodos no son tan eficientes en capturar componentes cíclicas y que adicionalmente introducen artefactos que no se corresponden con la componente que se desea extraer, y, por tanto, los analistas deben usar con precaución estos métodos y sus resultados. A continuación, se presenta los resultados de la aplicación de los diferentes métodos de extracción de la componente ciclo tendencia que, en nuestro caso, se corresponde con el OG, aplicado al caso de Estados Unidos.

En la gráfico 4, se puede ver el resultado del análisis multirresolución aplicado a seis niveles de escalas de desagregación utilizando la wavelet Daubechies 6, en donde se puede

apreciar que se obtienen diferentes versiones de tendencia y varias escalas de detalle, en particular puede ser útil para determinados análisis. En nuestro caso, es de interés las componentes cíclicas identificables en el proceso de descomposición, en donde las

componentes en detalle para cada una de las escalas de análisis contienen las fluctuaciones presentes en la serie original que se corresponden con las bandas específicas mencionadas en la metodología.

Gráfico 4 Análisis multiresolución aplicado al GDP de Estados Unidos (1957-2021)

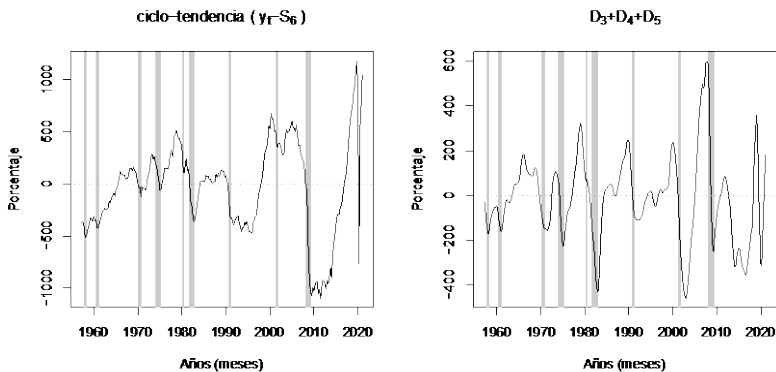


Fuente: elaboración propia

Si asumimos la definición de Burns y Mitchell (1946) del ciclo económico, que se define como fluctuaciones recurrentes entre los 6 y 32 trimestres, o en forma equivalente fluctuaciones con periodo mayor de 1 año y menor de 8 o 10 años, con este criterio podemos seleccionar las componentes en detalle

que contengan este intervalo de periodo, para capturar el ciclo económico de la economía estadounidense mediante las componentes en detalle del análisis multiresolución, es decir, componer una serie cíclica sumando las componentes D3, D4 y D5, las cuales se pueden observar en el gráfico 5.

Gráfico 5 Ciclo de desviaciones a la tendencia y componente cíclica de Estados Unidos



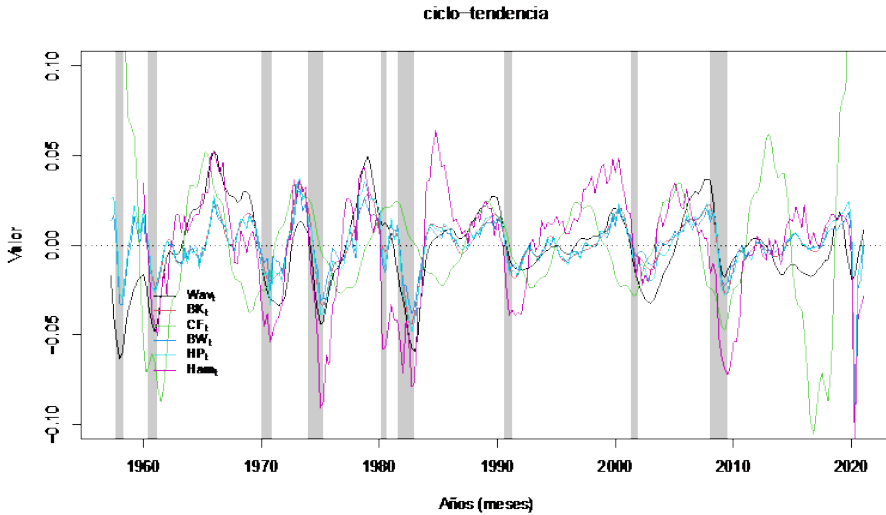
Fuente: elaboración propia

En el gráfico 5 se puede apreciar una alta correspondencia entre las fluctuaciones de las componentes cíclicas obtenidas y los periodos de recesión económica identificados por el NBER. Sin embargo, se puede apreciar que la componente de desviaciones a la tendencia obtenidas, también captura la volatilidad de corto plazo existente en la serie, en cambio, en el caso de las

componentes en detalle agregadas, esta situación no ocurre, con lo cual puede facilitar determinados tipos de análisis a ser realizados con la componente cíclica.

En el gráfico 6 se puede observar el resultado de todas las componentes cíclicas obtenidas a partir de los diferentes métodos de extracción, incluido el análisis wavelet.

Gráfico 6 Extracción del ciclo-tendencia utilizando diferentes herramientas



Fuente: elaboración propia

En este caso, se puede ver que existen importantes diferencias entre las componentes cíclicas obtenidas por los diferentes modelos. Además, se puede ver que existen métodos que presentan un componente de volatilidad como el BW, HP, CF y Ham. En cambio, los métodos wavelet, BK y CF presentan una componente cíclica más suave.

También se puede observar que existen discrepancias en las fluctuaciones en cuanto a dirección e intensidad, particularmente con los métodos CF y Ham, en donde existen máximos o mínimos en algunos momentos que no se observan en los otros métodos, lo que corrobora lo observado en otros estudios respecto de la introducción de artefactos que puede generar estos métodos, y que ha motivado la propuesta de modificaciones

de estos métodos en algunos trabajos.

En este sentido, el método wavelet tiene un alto grado de acuerdo con BK, BW, en cuanto a la suavidad de la componente cíclica obtenida, respecto de la dirección de las fluctuaciones y de un cierto grado de acuerdo con la cronología de las recesiones identificadas por el NBER. Por tal motivo, estas componentes cíclicas pueden ser utilizadas en forma razonable como aproximaciones de la componente cíclica del PIB y ser ocupadas en otros métodos que tengan restricciones respecto del comportamiento de la serie.

Los comentarios anteriores se pueden corroborar analizando la matriz de correlaciones de la tabla 1, en donde se observan tanto los valores de correlación de Kendall, como los p-value determinados.

Tabla 1
Correlaciones entre las diferentes componentes cíclicas

	Wav	BK	CF	BW	HP	Ham
Wav		0.000	0.1666	0.000	0.000	0.000
BK	0.81		0.0173	0.000	0.000	0.000
CF	-0.09	0.16		0.018	0.2948	0.2794
BW	0.66	0.95	-0.19		0.000	0.000
HP	0.68	0.95	-0.07	0.97		0.000
Ham	0.62	0.73	-0.07	0.73	0.75	

Obs: Matriz triangular inferior son los valores de correlación de Kendall, Matriz triangular superior son los p-value.

Fuente: elaboración propia

En particular, se puede observar los altos niveles de correlación existente entre las componentes cíclicas obtenidas por el análisis wavelet respecto del método BK, y a su vez, entre los métodos BK con BW, HP. También existe alta correspondencia entre el método BW con HP y en menor medida con Ham, así como el método HP con Ham. El filtro CF muestra en general una baja correlación con todos los otros métodos considerados en este estudio.

El filtro de Hamilton presenta mayor volatilidad en su componente cíclica y diferencias importantes en cuanto a la dirección de la fluctuación e intensidad de la misma en determinados períodos, por lo que no sería recomendable su uso para estimaciones de reglas empíricas. Finalmente, el análisis wavelet muestra gran versatilidad en cuanto a desagregar una serie temporal en componentes que pueden ser de gran utilidad para estudiar el comportamiento del crecimiento económico, como el ciclo económico y el output-gap, por lo que se recomienda profundizar en su uso en el ámbito del análisis macroeconómico.

5. Conclusiones

En este trabajo se ha revisado dos herramientas recientes que pueden ser utilizadas para desagregar la componente ciclo-tendencia de una serie temporal, como el PIB para obtener el output gap, como son el filtro de Hamilton (2018) y el análisis Wavelet. Para este ejercicio se ha analizado el comportamiento de diferentes métodos aplicado a una serie simulada y a través de una aplicación empírica al caso de Estados Unidos en el período 1957-2021.

De las principales conclusiones de este trabajo, se puede mencionar:

a) Las importantes diferencias en cuanto a las componentes cíclicas que se puede obtener por los diversos métodos, que llama a la precaución por parte de los analistas en cuanto a considerar sólo un determinado método, con el riesgo de cometer importantes errores de estimación.

b) Debido a que algunos métodos no son capaces de suavizar las series e introducen artefactos o componente

aleatorio, en el caso de necesitar componentes cíclicas para estimar mediante modelos econométricos reglas empíricas que utilicen el output gap, se recomienda el uso de los métodos que aíslan la volatilidad y entregan componentes cíclicas más suaves como es el caso de las wavelets, de BK y BW.

c) En el caso de las herramientas nuevas como el filtro de Hamilton y la wavelet muestran resultados muy diferentes entre sí, en donde el análisis wavelet obtiene una componente cíclica acorde a la definición del ciclo de crecimiento y también poder estimar el output gap a través de las desviaciones de la tendencia, con lo cual se abre el abanico de posibilidades de análisis que se puede realizar.

Futuros trabajos deberán evaluar en mayor profundidad estas nuevas herramientas, realizando aplicaciones empíricas a países con diferentes comportamientos en el crecimiento económico, y revisar si estas nuevas herramientas son útiles para obtener la componente ciclo tendencia y con esto realizar estimaciones del output gap fiables.

El análisis wavelet muestra gran versatilidad en cuanto a desagregar una serie temporal en componentes que pueden ser de gran utilidad para estudiar el output gap y otras componentes de interés, por lo que se recomienda profundizar en su uso en el ámbito del análisis macroeconómico.

Referencias bibliográficas

Aguiar-Conraria, L., Martins, M. M. F., & Soares, M. J. (2020). Okun's Law across time and frequencies. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 116, 103897. <https://doi.org/10.1016/j.jedc.2020.103897>

[org/10.1016/j.jedc.2020.103897](https://doi.org/10.1016/j.jedc.2020.103897)

Álvarez, L. J., & Gómez-Loscos, A. (2018). A menu on output gap estimation methods. *Journal of Policy Modeling*, 40(4), 827–850. <https://doi.org/10.1016/j.jpolmod.2017.03.008>

Barrales, J., & von Arnim, R. (2017). Longer-run distributive cycles: Wavelet decompositions for the US, 1948–2011. *Review of Keynesian Economics*, 5(2), 196–217. <https://doi.org/10.4337/roke.2017.02.04>

Baxter, M., & King, R. G. (1999). Measuring business cycles: Approximate band-pass filters for economic time series. *Review of Economics and Statistics*, 81(4), 575–593. <https://doi.org/10.1162/003465399558454>

Berger, T., Morley, J., & Wong, B. (2020). Nowcasting the output gap. *Journal of Econometrics*. <https://doi.org/10.1016/j.jeconom.2020.08.011>

Beveridge, S., & Nelson, C. R. (1981). A new approach to decomposition of economic time series into permanent and transitory components with particular attention to measurement of the “business cycle.” *Journal of Monetary Economics*, 7(2), 151–174. [https://doi.org/10.1016/0304-3932\(81\)90040-4](https://doi.org/10.1016/0304-3932(81)90040-4)

Blanchard, O. J. (1989). A traditional interpretation of macroeconomic fluctuations. *American Economic Review*, 79(5), 1146–1164. <https://doi.org/10.2307/1831442>

Blanchard, O. J., & Quah, D. (1989). The dynamic effects of aggregate demand and supply disturbances. *American Economic Review*, 79(4), 655–673. <https://doi.org/10.2307/1827924>

Burns, A. F., & Mitchell, W. C. (1946). *Measuring business cycles*. NBER Books (Vol. I). Retrieved from <http://econpapers.repec.org/bookchap>

[nbnberbk/burn46-1.htm](#)

- Canova, F. (1998). Detrending and business cycle facts: A user's guide. *Journal of Monetary Economics*, 41(3), 533–540. [https://doi.org/10.1016/S0304-3932\(98\)00008-7](https://doi.org/10.1016/S0304-3932(98)00008-7)
- Champagne, J., Poulin-Bellisle, G., & Sekkel, R. (2018). The Real-Time Properties of the Bank of Canada's Staff Output Gap Estimates. *Journal of Money, Credit and Banking*, 50(6), 1167–1188. <https://doi.org/10.1111/jmcb.12493>
- Chen, W., & Netšunajev, A. (2016). On the long-run neutrality of demand shocks. *Economics Letters*, 139, 57–60. <https://doi.org/10.1016/j.econlet.2015.11.039>
- Christiano, L. J., & Fitzgerald, T. J. (2003). The Band Pass Filter*. *International Economic Review*, 44(2), 435–465. <https://doi.org/10.1111/1468-2354.101-1-00076>
- Cochrane, J. H. (1994). Permanent and Transitory Components of GNP and Stock Prices. *The Quarterly Journal of Economics*, 109(1), 241–265. <https://doi.org/10.2307/2118434>
- Cogley, T., & Nason, J. M. (1995). Effects of the Hodrick-Prescott filter on trend and difference stationary time series Implications for business cycle research. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 19(1–2), 253–278. [https://doi.org/10.1016/0165-1889\(93\)00781-X](https://doi.org/10.1016/0165-1889(93)00781-X)
- Conway, P., & Frame, D. (2000). A spectral analysis of New Zealand output gaps using Fourier and wavelet techniques. Reserve Bank of New Zealand.
- Crowley, P. M. (2007). A guide to wavelets for economists. *Journal of Economic Surveys*, 21(2), 207–267. <https://doi.org/10.1111/j.1467-6419.2006.00502.x>
- Crowley, P. M., & Hudgins, D. (2021). Is the Taylor rule optimal? Evaluation using a wavelet-based control model. *Applied Economics Letters*, 28(1), 54–60. <https://doi.org/10.1080/13504851.2020.1730752>
- Debnath, L. (2002). Multiresolution Analysis and Construction of Wavelets. In *Wavelet Transforms and Their Applications* (pp. 403–474). Birkhäuser Boston. https://doi.org/10.1007/978-1-4612-0097-0_7
- FRED | St. Louis Fed. (2021). Real Gross Domestic Product. Retrieved May 15, 2021, from <https://fred.stlouisfed.org/series/GDPC1>
- Gao, R. X., & Yan, R. (2011). *Wavelets: Theory and applications for manufacturing. Wavelets: Theory and Applications for Manufacturing*. <https://doi.org/10.1007/978-1-4419-1545-0>
- Hamilton, J. D. (2018). Why You Should Never Use the HP Filter. *The Review of Economic and Statistics*, 100(5), 831–843. <https://doi.org/10.3386/w23429>
- Hodrick, R. (2020). *An Exploration of Trend-Cycle Decomposition Methodologies in Simulated Data* (Working Paper No. 26750). National Bureau of Economic Research. Cambridge, MA. <https://doi.org/10.3386/w26750>
- Hodrick, R., & Prescott, E. (1997). Postwar U.S. Business Cycles: An Empirical Investigation. *Journal of Money, Credit and Banking*, 29(1), 1–16.
- Jahan, S., & Mahmud, A. (2013). What Is the Output Gap? - Back to Basics - Finance & Development, September 2013. Retrieved June 2, 2022, from

<https://www.imf.org/external/pubs/ft/fandd/2013/09/basics.htm>

[org/10.4067/S0718-22442017000200151](https://doi.org/10.4067/S0718-22442017000200151)

- Jönsson, K. (2020a). Cyclical Dynamics and Trend/Cycle Definitions: Comparing the HP and Hamilton Filters. *Journal of Business Cycle Research*, 16(2), 151–162. <https://doi.org/10.1007/s41549-020-00039-x>
- Jönsson, K. (2020b). Real-time US GDP gap properties using Hamilton's regression-based filter. *Empirical Economics*, 59(1), 307–314. <https://doi.org/10.1007/s00181-019-01631-6>
- Kim, C. J., & Kim, J. (2020). Trend-cycle decompositions of real gdp revisited: Classical and Bayesian perspectives on an unsolved puzzle. *Macroeconomic Dynamics*, 1–25. <https://doi.org/10.1017/S1365100520000218>
- Luvsannyam, D., Batmunkh, K., & Buyankhishig, K. (2019). Dating the business cycle: Evidence from Mongolia. *Central Bank Review*, 19(2), 59–66. <https://doi.org/10.1016/j.cbrev.2019.06.001>
- Mallat, S. G. (1989). A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 11(7), 674–693. <https://doi.org/10.1109/34.192463>
- Mitra, S., Maheswari, V., & Mitra, A. (2011). A wavelet filtering based estimation of output gap. *Applied Mathematics and Computation*, 218(7), 3710–3722. <https://doi.org/10.1016/j.amc.2011.09.013>
- Mondaca-Marino, C. M., & Rojas-Mora, J. C. (2017). ¿Es diferente el ciclo económico de la Región de Magallanes respecto del ciclo económico nacional? *Magallania*, 45(2), 151–164. <https://doi.org/10.4067/S0718-22442017000200151>
- Morley, J., & Wong, B. (2020). Estimating and accounting for the output gap with large Bayesian vector autoregressions. *Journal of Applied Econometrics*, 35(1), 1–18. <https://doi.org/10.1002/jae.2733>
- Murray, C. J. (2003). Cyclical properties of Baxter-king filtered time series. *Review of Economics and Statistics*, 85(2), 472–476.
- Orphanides, A., Porter, R. D., Reifschneider, D., Tetlow, R., & Finan, F. (2000). Errors in the measurement of the output gap and the design of monetary policy. *Journal of Economics and Business*, 52(1–2), 117–141. [https://doi.org/10.1016/S0148-6195\(99\)00031-4](https://doi.org/10.1016/S0148-6195(99)00031-4)
- Percival, D. B., & Walden, A. T. (2000). *Wavelet methods for time series analysis*. Cambridge University Press.
- Perron, P., & Wada, T. (2009). Let's take a break: Trends and cycles in US real GDP. *Journal of Monetary Economics*, 56(6), 749–765. <https://doi.org/10.1016/j.jmoneco.2009.08.001>
- Pollock, D. S. G. (2000). Trend estimation and de-trending via rational square-wave filters. *Journal of Econometrics*, 99(2), 317–334. [https://doi.org/10.1016/S0304-4076\(00\)00028-2](https://doi.org/10.1016/S0304-4076(00)00028-2)
- Quast, J., & Wolters, M. H. (2020). Reliable Real-Time Output Gap Estimates Based on a Modified Hamilton Filter. *Journal of*

- Business and Economic Statistics*. <https://doi.org/10.1080/07350015.2020.1784747>
- Ramsey, J. B. (2002). Wavelets in economics and finance: Past and future. *Studies in Nonlinear Dynamics and Econometrics*. <https://doi.org/10.2202/1558-3708.1090>
- Rhif, M., Ben Abbes, A., Farah, I., Martínez, B., & Sang, Y. (2019). Wavelet Transform Application for/in Non-Stationary Time-Series Analysis: A Review. *Applied Sciences*, 9(7), 1345. <https://doi.org/10.3390/app9071345>
- Schüler, Y. S. (2018). *On the cyclical properties of Hamilton's regression filter*. <http://www.bundesbank.de>
- Sun, C., & Li, N. (2022). Extracting business cycles with three filters: A comparative study and application in the case of China. *Bulletin of Economic Research*. <https://doi.org/10.1111/boer.12344>
- Tiwari, A. K., Olayeni, O. R., Sherafatian-Jahromi, R., & Adejonwo, O. S. (2019). Output Gap, Money Growth and Interest Rate in Japan: Evidence from Wavelet Analysis. *Arthaniti: Journal of Economic Theory and Practice*, 18(2), 171–184. <https://doi.org/10.1177/0976747918800847>
- Verona, F. (2016). Time-frequency characterization of the U.S. Financial cycle. *Economics Letters*, 144, 75–79. <https://doi.org/10.1016/j.econlet.2016.04.024>
- Zarnowitz, V., & Ozyildirim, A. (2006). Time series decomposition and measurement of business cycles, trends and growth cycles. *Journal of Monetary Economics*, 53(7), 1717–1739. <https://doi.org/10.1016/j.jmoneco.2005.03.015>