
INTRODUCCIÓN AL ANÁLISIS DE COYUNTURA ECONÓMICA CÍCLICA

Alfredo Baronio, Ana Vianco, Cristian Rabanal

Año 2016

Contenido

1. INTRODUCCIÓN	3
2. FILTROS SIMÉTRICOS	3
2.1 FILTRO DE HODRICK-PRESCOTT	3
2.2 EL FILTRO DE BAXTER-KING	5
3. ANÁLISIS DEL CICLO	6
3.1 CICLOS DE NEGOCIOS (BUSINESS CYCLES)	6
3.2 CICLOS DE CRECIMIENTO (GROWTH CYCLES)	7
4. DETERMINACIÓN DE LOS PUNTOS DE GIRO	9
4.1 TASAS DE CRECIMIENTO.....	9
4.2 PROCEDIMIENTO DE BRY-BOSCHAN	9
4.3 PROCEDIMIENTO DE HARDING-PAGAN	10
4.4 MODELO PARAMÉTRICO DE CONMUTACIÓN DE MARKOV (O MODELO DE REGÍMENES CAMBIANTES)	11
5. CASOS DE APLICACIÓN	12
5.1. CARACTERIZACIÓN CÍCLICA DE LOS COMPONENTES DE LA DEMANDA AGREGADA EN ARGENTINA CON EViews 8. 1993:1-2013:3.	12
5.2. PROCEDIMIENTO DE BRY-BOSCHAN Y HARDING-PAGAN EN SCILAB 5.5.2 (GROCEr) PARA EL PBI ARGENTINO (1980:1-2013:3).	19
5.3 MODELO PARAMÉTRICO DE CONMUTACIÓN DE MARKOV PARA EL PBI ARGENTINO, 1980:1-2013:3.....	23
6. ACTIVIDADES PROPUESTAS	29
7. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS	30

1. Introducción

La importancia de establecer los puntos de giro con exactitud ha sido una cuestión relevante para el análisis coyuntural y las posibles políticas aplicadas a partir de un diagnóstico determinado sobre el estado actual de la economía.

¿Cómo podemos saber si estamos en recesión?, ¿cómo sabemos si ya ha terminado? y ¿cómo podemos predecirla? son algunos de los principales interrogantes que un investigador puede hacerse cuando comienza a estudiar las fluctuaciones (Harding, 2008). Asimismo, representa un análisis preliminar indispensable para comenzar a estudiar cuestiones vinculadas a la caracterización del ciclo económico de un país, como así también la elaboración de indicadores adelantados. En consecuencia, la importancia radica en la posibilidad de identificar los cambios de fase y sus implicancias para posteriores análisis.

Por otra parte, muchos países carecen de una cronología cíclica oficial, lo que torna valiosas las investigaciones desarrolladas en ese sentido. Tal vez dicha ausencia sea la razón de la existencia de abundante bibliografía sobre fechado cíclico a nivel internacional.

2. Filtros simétricos

2.1 Filtro de Hodrick-Prescott

El filtro de Hodrick-Prescott (filtro HP en adelante), se propone descomponer la serie observada, y_t , en una tendencia no estacionaria, g_t , y un componente residual estacionario, C_t . Nótese que ambos y_t y g_t no son observables. El problema radica entonces en extraer una estimación de la tendencia, desde los datos observados de la serie. El filtro HP resuelve este problema de la siguiente manera:

$$(2.1) \quad \text{Min}_{\{g_t\}_{t=1}^T} \sum_{t=1}^T (y_t - g_t)^2$$

sujeto a:

$$\sum_{t=1}^T [(g_{t+1} - g_t) - (g_t - g_{t-1})]^2 \leq \mu$$

donde la restricción está representando que el grado de variabilidad expresado en segundas diferencias debe ser menor o igual a μ (la tendencia más suave). Dado cierto valor de μ , la resolución de éste problema es igual a encontrar el componente de tendencia en cada período que minimiza la siguiente función sin restricciones:

$$\text{Min}_{\{g_t\}_{t=1}^T} L = \left\{ \sum_{t=1}^T (y_t - g_t)^2 + \lambda \sum_{t=1}^T [(g_{t+1} - g_t) - (g_t - g_{t-1})]^2 \right\} \quad (2.2)$$

Las condiciones de primer orden para el problema son:

$$\begin{cases} L_{g_1} = c_1 - \lambda(g_1 - 2g_2 + g_3) = 0 \\ L_{g_2} = c_2 - \lambda(-2g_1 + 5g_2 - 4g_3 + g_4) = 0 \\ \vdots \\ L_{g_t} = c_t - \lambda(g_{t-2} - 4g_{t-1} + 6g_t - 4g_{t+1} + g_{t+2}) = 0 \quad \text{para } t=3,4,\dots,T-2 \\ \vdots \\ L_{g_{T-1}} = c_{T-1} - \lambda(g_{T-3} - 4g_{T-2} + 5g_{T-1} - 2g_T) = 0 \\ L_{g_T} = c_T - \lambda(g_{T-2} - 2g_{T-1} + g_T) = 0 \end{cases}$$

En forma matricial, puede ser escrito como:

$$\hat{c} = \lambda F \hat{g} \quad (2.3)$$

donde el circunflejo denota la estimación de los componentes no observables, y F es la matriz de coeficiente de orden TXT, dada por:

$$F_{TxT} = \begin{bmatrix} 1 & -2 & 1 & 0 & \dots & & & & & 0 \\ -2 & 5 & -4 & 1 & 0 & \dots & & & & 0 \\ 1 & -4 & 6 & -4 & 1 & 0 & \dots & & & 0 \\ 0 & 1 & -4 & 6 & -4 & 1 & 1 & \dots & & 0 \\ \vdots & & & & & & & & & \\ 0 & \dots & & & 0 & 1 & -4 & 6 & -4 & 1 & 0 \\ 0 & \dots & & & & 0 & 1 & -4 & 6 & -4 & 1 \\ 0 & \dots & & & & & 0 & 1 & -4 & 5 & -2 \\ 0 & \dots & & & & & & 0 & 1 & -2 & 1 \end{bmatrix}$$

Teniendo en cuenta que $y_t = g_t + c_t$, y por (2.1), tenemos que $y - \hat{g} = \lambda F \hat{g}$, o lo que es lo mismo, reordenándolo, $\hat{g} = (\lambda F + I)^{-1} y$. Nótese también que por la estructura de la matriz F, la suma de cada columna es cero, y en consecuencia: $\sum_{t=1}^T \hat{c}_t = 0$.

Cuanto más alto sea el valor que asume lambda, mayor es el castigo sobre la variabilidad de la serie y mayor es la suavización. En el caso extremo, lambda igual a infinito, implica mínimos cuadrados ordinarios. El parámetro lambda penaliza la aceleración en el componente tendencial con respecto al componente cíclico. El valor que asume depende de la periodicidad de la serie. En la literatura se recomienda $\lambda=100$ para datos de frecuencia anual, $\lambda=1.600$ para datos trimestrales y $\lambda=14.400$ para datos mensuales. Existe “cierto consenso” que esos son los valores adecuados. Sin embargo, es aquí donde se centran las críticas a este filtro, puesto que la elección es relativamente arbitraria. El valor óptimo de λ permanece aún como un problema abierto.

Existe otro inconveniente vinculado al filtro HP (que es también compartido por el filtro Baxter-King, abordado en la próxima sección) asociado al carácter infinito que tiene el proceso de medias móviles que lo subyace. Sin embargo, la serie a la que el investigador se enfrentará será finita, por lo que deberá modificar el modelo o los datos. Hodrick y Prescott resolvieron el problema asumiendo que el ciclo es un proceso ruido blanco, que se desarrolla de acuerdo a un modelo probabilístico. En concreto, las estimaciones son promedios ponderados de los datos reales. Esto puede verse como:

$$(y_t - g_t) = \sum_{h=1}^T d_{ht} Y_h \quad (2.4)$$

donde d_{ht} es el ponderador de cada valor de la estimación de $(y_t - g_t)$. Ahora, si esto es así, subsiste aún un problema adicional: el ponderador está dependiendo del tiempo. Sin embargo, Baxter y King (1995) demostraron que para valores intermedios de la serie, las propiedades de la serie filtrada no difieren de manera significativa de un filtro ideal, pudiendo sí diferir al comienzo y al final de la serie. Esto quedará más claro en la siguiente sección.

Por último, es importante notar que el filtro HP no genera cambios de fase, se aproxima bien a un filtro ideal cuando el valor de λ es elegido de manera apropiada, produce series estacionarias cuando las mismas están integradas hasta el orden cuatro, y es operacional.

2.2 El filtro de Baxter-King

En su artículo original, Baxter y King (1995) plantean que el desarrollo de cualquier filtro debería satisfacer los siguientes seis requisitos:

- primero, el filtro debe extraer un rango específico de periodicidades, sin afectar las propiedades que le son propias;
- segundo, no debe introducir un cambio de fase que altere la relación que existe entre la serie temporal y la frecuencia;
- tercero, el filtro debe ser una aproximación óptima de un filtro ideal;
- cuarto, el filtro debe producir una serie estacionaria cuando se aplica a series con tendencia;
- quinto, el método debe ser capaz de obtener un componente cíclico que no dependa de la amplitud del período, o del sub-período que se esté considerando;
- finalmente, exigen que el método sea operacional, vale decir de fácil uso y aplicación.

Básicamente, tiene dos etapas: en la primera se mide el ciclo, y posteriormente se aísla mediante la aplicación de medias móviles.

Baxter y King (1995) reconocen tres filtros lineales: *low-pass* (LPk(p)), *high-pass* (HPk(p)) y *band-pass* (BPk(p,q)), donde k es la cantidad de rezagos del promedio móvil, p la periodicidad mínima aceptada por el filtro y q la periodicidad máxima aceptada. Sintéticamente, un *low-pass* retiene componentes de lento movimiento. Un *high-pass* contiene ya componentes de movimiento relativamente mayor, incluyendo el componente irregular y estacional. Por último, un *band-pass* en un promedio móvil que aísla los componentes periódicos de la serie que cae en una frecuencia específica.

El problema radica entonces en la elección de una cantidad adecuada de rezagos. Incluir más y más rezagos acercará el filtro al “filtro ideal” del que hablan los autores, pero a costa de una pérdida creciente de datos por encima y por debajo del valor de interés. Por la forma en la que el filtro está construido se perderán k datos al comienzo y al final, con una cantidad total igual a dos veces la cantidad de rezagos, lo que en la práctica supone una de sus mayores desventajas.

3. Análisis del ciclo

Actualmente, coexisten dos concepciones del ciclo: la de ciclo de negocios (o *business cycles*) y la de ciclos de crecimiento (o *growth cycles*).

3.1 Ciclos de negocios (*Business Cycles*)

La aproximación del enfoque denominado *Business Cycles* se ha correspondido con un desarrollo lineal y determinista del fenómeno de estudio, representado en muchas ocasiones por un sistema de ecuaciones en diferencias, que no logran explicar del todo la existencia de la persistencia cíclica. En este sentido, comenzaron a surgir dudas sobre la capacidad explicativa de este enfoque. Durante la década del '60 se desarrolló un debate en Europa, en el que comenzó a registrarse un cambio en la importancia de los enfoques para analizar la temática, desde los Ciclos Clásicos hacia la idea de Ciclos de Crecimiento (Artis *et. al.*, 1997). En este sentido, ya Bronfenbrenner (1969), comenzaba a preguntarse si el enfoque de *Business Cycles* resultaba obsoleto, en virtud de que la evidencia surgida luego de la Segunda Guerra Mundial daba cuenta de fluctuaciones de mediano y corto plazo en un conjunto de países, aún luego del conflicto.

De cualquier modo, algunos autores como Hicks (1950) trabajaron sobre la base de un sistema lineal, pero con amortiguaciones endógenas. En este sentido, la contribución de Hicks (1950) se inscribe en el marco de análisis de la escuela marginalista de la época. Aunque los ciclos podían evolucionar con trayectorias explosivas alrededor de un sendero de inversión autónomo, siempre existirían techos o pisos actuando como amortiguadores.

Esta noción del ciclo económico se corresponde con la definición propuesta por Burns y Mitchell (1946). Habitualmente, los ciclos se calculan sobre la serie en nivel o en su defecto en logaritmo natural. Los máximos locales se denominan picos (*peaks*) e indican el paso de un período expansivo a otro recesivo. En tanto que los mínimos locales representan valles (*troughs*) e indican el paso de una recesión a una expansión. En términos matemáticos, los puntos críticos ocurren cuando la pendiente de la serie en nivel es igual a cero. A partir de la determinación de tales puntos es posible establecer una cronología cíclica.

El principal problema, de esta perspectiva, radica en el procedimiento para la detección de los puntos de giro. La *National Bureau Economic Research (NBER)*, organismo encargado de identificar las fases del ciclo económico estadounidense, cuenta con un comité que selecciona puntos de giro de una manera pragmática que requiere consenso entre sus miembros (Boldin, 1994). Los miembros arriban a las conclusiones, utilizando diferentes métodos y analizando la situación macroeconómica de la economía. La ventaja de este procedimiento es que permite el juicio humano (Harding, 2008; p. 4), lo que en algunas ocasiones puede permitir la inclusión de otras variables de difícil consideración dentro de un simple algoritmo mecánico. No obstante, esta forma de proceder es riesgosa, ya que los criterios que considera el comité pueden modificarse a través de los años, derivando en una cronología que ha ido considerando “criterios cambiantes”.

Esa dificultad de los criterios basados en consensos, ha generado el auge de algunos algoritmos como el de Bry-Boschan (1977) y el de Harding-Pagan (2002, 2006).

3.2 Ciclos de crecimiento (*Growth Cycles*)

El ciclo de crecimiento o desviación (o *Growth Cycle*) tiene su origen en la crítica de Koopmans (1947), según la cual el enfoque de Burns y Mitchell (1946) se trataba esencialmente de medición sin teoría, ya que su metodología enfatizaba el análisis empírico sin referenciar a modelos teóricos que justifiquen el comportamiento del ciclo.

Habitualmente, en esta perspectiva, los puntos de giro de la cronología de referencia reciben el nombre de inicio de la recesión (*downturn*) e inicio de la recuperación (*upturn*). Existen dos procedimientos alternativos, ampliamente difundidos, para determinar esos puntos de giro.

El primer método consiste en determinar el ciclo como desviaciones (*deviation cycles*) desde una tendencia de largo plazo. La separación de los componentes de la serie de tiempo, para la obtención del componente cíclico, debe realizarse a partir de alguno de los múltiples métodos existentes. El principal problema radica en los diferentes valores que asume el componente cíclico según el procedimiento empleado. Por otra parte, los filtros utilizados suelen distar de las características propias de un “filtro ideal” (Baxter y King, 1999), ya que pueden proveer ciclos atenuados o amplificadas (según la ganancia –medida por una función de ganancia- sea menor o mayor a uno) y/o adelantar o retrasar los extremos (según la función de desfase temporal sea positiva o negativa). No obstante, más allá de la forma de extraer el componente cíclico, el punto crítico ocurrirá cuando la pendiente de la serie en nivel iguale a la tendencia de largo plazo.

El segundo método, puede considerarse un caso especial del primero, puesto que una tasa de variación puede ser obtenida mediante la aplicación de un filtro a la serie original (Cancelo, 1994), pero que a menudo recibe tratamiento diferenciado. Aunque su uso no forma parte de la corriente dominante de las modelizaciones realizadas bajo ciclos de crecimiento, su aparición se debió en gran medida a los problemas acarreados por los métodos de filtrado. En esta concepción, el ciclo de crecimiento es aproximado por un ciclo de tasas. En consecuencia, los períodos de aumento o disminución de la actividad económica dependerán de la tasa de crecimiento, la que podrá ubicarse por encima o debajo de la tasa promedio de crecimiento.

Habitualmente, la obtención del componente cíclico permite, bajo el enfoque de ciclos de crecimiento, realizar una caracterización cíclica para una economía determinada, considerando fundamentalmente cinco análisis: de volatilidad, de correlación contemporánea, de cambio de fase, de persistencia y de simetría cíclica.

Para el análisis de volatilidad es habitual considerar dos posibilidades. Por un lado, se puede analizar la *volatilidad absoluta*, esto es medir en cuánto una variable se aleja de su tendencia de largo plazo, utilizando el desvío estándar del componente cíclico. Como la serie está en logaritmo, la desviación típica muestra la variación porcentual respecto al valor medio. Por ejemplo, si la desviación típica es 1,5, significa que en promedio durante el ciclo, la variable en cuestión se desvía 1,5%. La otra posibilidad consiste en analizar la *volatilidad relativa*, entendida como el cociente del desvío de cada una de las series analizadas con respecto al desvío del PBI. Si el cociente es mayor que uno, significa que la serie es más volátil que el PBI.

La *correlación contemporánea* permite determinar el grado de co-movimiento entre la serie analizada y la que corresponde al PBI mediante el coeficiente de correlación de Pearson. En este análisis es usual clasificar a las variables en *procíclicas* –cuando la correlación es positiva-, *contracíclicas* -con correlación negativa-, o *acíclicas* -coeficiente de correlación cercano a cero-. Asimismo, es usual adoptar un criterio para establecer la intensidad de dicho co-movimiento. Uno de los criterios más difundidos es el de Fiorito y Kollintzas (1994), que se muestra en la tabla 3.1:

Tabla 3.1: Criterio para determinar la intensidad del co-movimiento

Serie	Criterio	Fuerte	Débil
Procíclica	$0.2 \leq \rho < 1$	$0.5 \leq \rho < 1$	$0.2 \leq \rho < 0.5$
Contracíclica	$-1 < \rho \leq -0.2$	$-1 < \rho \leq -0.5$	$-0.5 < \rho \leq -0.2$
Acíclica	$0 \leq \rho < 0.2$		

Fuente: Fiorito y Kollintzas (1994).

El *cambio de fase* refleja la idea de que la correlación más significativa no tiene por qué producirse en el mismo período. Si la correlación más alta en valor absoluto se da entre el PBI del período t y una variable X en el período $t-1$, ó $t-2$, etc, siendo dicha correlación mayor que la observada en t , se dice que X es una *variable adelantada*. En el caso contrario, cuando existe la correlación más alta en valor absoluto entre el PBI del período t y una variable X en el período $t+1$, o $t+2$, etc., siendo dicha correlación mayor que la observada en t , se dice que X es una variable retrasada. La variable X será coincidente si la mayor correlación se da entre valores contemporáneos. Esto permite hablar de cambio de fase, en el sentido de que una variable puede cambiar antes, en el mismo momento o después que lo hace el PBI. Lo más habitual, es el cálculo de la correlación del PBI con X adelantada/rezagada cinco períodos.

La *persistencia* apunta a determinar cuánto tarda en pasar de estar debajo de la tendencia a estar por encima de la misma. Para establecer esto, se calculan los coeficientes de autocorrelación de cada variable. Para datos anuales se pueden considerar los dos primeros coeficientes de autocorrelación de las desviaciones cíclicas de cada una de las variables, mientras que para datos trimestrales pueden considerarse hasta los cuatro primeros. Pretende reflejar la idea de que el crecimiento es seguido de más crecimiento, y las declinaciones son seguidas de más declinaciones.

Finalmente, la *simetría del ciclo* refiere a la cuestión siguiente: ¿se comporta el componente cíclico de igual manera cuando está por encima como cuando está por debajo de la tendencia? En otras palabras, se busca determinar si las recesiones son igual de suaves y prolongadas que las expansiones o si por el contrario son igual de abruptas y cortas. Esto puede ser analizado mediante el análisis de media, mediana y sesgo de cada serie. De esta manera para una variable pro-cíclica, de existir asimetría, el coeficiente del sesgo negativo significa que los valores negativos predominan en magnitud a los positivos. Si al mismo tiempo la mediana es mayor a la media, existe claramente asimetría cíclica y se comprueba que las expansiones son más largas y suaves que las contracciones. En contraposición, si el sesgo es negativo pero la mediana es menor a la media, no existe asimetría, pues el sesgo es negativo por una observación negativa extrema. La figura 3.1 ilustra esta situación:

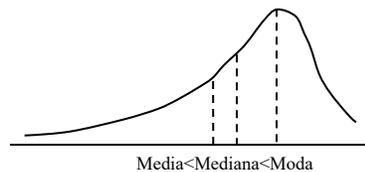


Figura 3.1: Distribución con sesgo negativo

4. Determinación de los puntos de giro¹

4.1 Tasas de crecimiento

Este método, también conocido como “regla de dedo”, puede resumirse en un sencillo enunciado, de la siguiente forma: si se registran dos valores negativos de manera consecutiva para la tasa de crecimiento anual del PBI trimestral, entonces se considera que la recesión comienza en el primer trimestre para el que se obtuvo el registro negativo. De igual forma, para el caso de las expansiones, si se registran dos valores positivos de manera consecutiva para la tasa de crecimiento anual del PBI trimestral, entonces se considera que la expansión comienza en el primer trimestre para el que se obtuvo el registro positivo. El nombre de “regla de dedo”, hace referencia al criterio con el que se elige el período que debe transcurrir de manera consecutiva, para que se considere que ha iniciado una recesión o una expansión. Desde el año 1974, comenzó a configurarse cierto consenso entre los investigadores para fechar un punto de giro si se producen dos trimestres consecutivos (de alza o baja), lo cual se produjo luego de la publicación de un artículo periodístico de Julius Shiskin en el diario estadounidense *New York Times* donde proponía tal criterio. No obstante, algunos autores como Tsouma (2010) prefieren considerar tres, ya que consideran que la regla de Shiskin detecta una cantidad excesiva de recesiones.

El método de tasas de crecimiento cuenta con muchas desventajas. En primer lugar, es subjetivo en cuanto a la consideración de cantidad de trimestres necesarios para la detección de un punto de giro. En segundo lugar, a pesar de su sencillez, este método no muestra ningún aspecto de la dinámica del PBI, en virtud de que su cálculo se efectúa para el período t en relación con el nivel del PIB en el mismo período del año anterior, o sea el período $t - 4$ (para el caso trimestral). Esto significa, que en el mejor de los casos, “la tasa de crecimiento anual muestra los movimientos de la tasa de crecimiento del PIB en el promedio móvil de los últimos cuatro trimestres, lo que ciertamente no representan movimientos actuales del PIB” (Krznar, 2011; p. 4). Finalmente, dado que la tasa de crecimiento anual del PIB compara los movimientos en el trimestre t y los movimientos del PIB en el mismo período del año anterior, no es posible determinar un punto de inflexión en la base de las cuentas anuales de las tasas de crecimiento. En consecuencia, resulta adecuado utilizar la regla de tasas de crecimiento trimestrales, que puede enunciarse como:

$$\Delta y_t > 0 \wedge \Delta y_{t+1} < 0 \wedge \Delta y_{t+2} < 0 \rightarrow \text{pico}$$

$$\Delta y_t < 0 \wedge \Delta y_{t+1} > 0 \wedge \Delta y_{t+2} > 0 \rightarrow \text{valle}$$

4.2 Procedimiento de Bry-Boschan

El procedimiento de Bry-Boschan (1971) (BB) goza de gran aceptación entre los investigadores. La principal razón, tal vez sea el relativo éxito que ha tenido en el caso estadounidense. Es que ha sido capaz de identificar en el mismo sentido que NBER, el 95% de los puntos de giro de 50 series

¹ El desarrollo de procedimientos expuestos a continuación está basado en Rabanal (2016).

económicas, entre los años 1947 y 1966. King y Plosser (1994, p. 7), resumen el procedimiento en seis pasos, a saber:

1. Determinación de valores extremos y sustitución.
2. Determinación de los ciclos en un promedio móvil de orden 12 (con los extremos reemplazados).
 - a) Identificación de los puntos más altos (o bajos) tomando como referencia cinco meses de cada lado del punto analizado.
 - b) Imposición de la alternación de los quiebres, para seleccionar sólo los picos más altos (de los múltiples picos) y los valles más bajos de la serie.
3. Determinación de los quiebres correspondientes en la curva de Spencer (con los extremos reemplazados).
 - a) Identificación de los valores más altos o más bajos dentro de un rango de +/- 5 meses.
 - b) Imposición de la restricción de que la duración mínima del ciclo sea de 15 meses. Para esto, se eliminan los picos bajos y los grandes valles de los ciclos más pequeños.
4. Determinación de los cambios correspondientes a los promedios móviles de corto plazo de 3 a 6 meses, dependiendo de los meses de dominancia cíclica (MDC).
 - a) Identificación de los valores más altos (o más bajos) dentro +/- 5 meses de los cambios de dirección seleccionados en la curva de Spencer.
5. Determinación de los puntos de quiebre en la serie sin suavizar.
 - a) Identificación de los valores más altos (bajos) dentro de un rango de [-4, 4] meses, o la amplitud asociada al MDC o el cambio seleccionado en el promedio móvil de corto plazo (que es de 3 a 6 meses).
 - b) Eliminación de los cambios de dirección dentro de los 6 primeros y últimos meses de la serie.
 - c) Eliminación de los picos (o valles) en ambos extremos de las series que sean más pequeños (o más grandes) que los valores cercanos al final.
 - d) Eliminación de los ciclos cuya duración sea menor que 15 meses.
 - e) Eliminación de las fases cuya duración sea menor que 5 meses.
6. Presentación final de los puntos de giro.

El procedimiento ha sido de gran aceptación entre los investigadores y utilizado en un gran número de estudios. Por ejemplo, en Artis *et. al.* (1997) para determinar una cronología de la producción industria para el G7 en el período 1961-1993. También Christoffersen (2000) ha realizado lo propio para el caso de Finlandia, Noruega, Suecia y Dinamarca en el período 1960-1998, con datos de frecuencia mensual. Para el caso de datos trimestrales, se destacan los trabajos de Bodart *et. al.* (2003) y Bodart *et. al.* (2005).

Finalmente, la metodología es también susceptible de ser aplicada a datos de frecuencia anual, realizando los cambios necesarios para tal fin. En tal caso se considera una duración mínima entre dos picos (M) igual a 4 años, una fase mínima entre pico y valle (m) igual a 0,03 años, y una media móvil de orden igual a tres, lo que asegura alternancia entre picos y valles.

4.3 Procedimiento de Harding-Pagan

El enfoque de Harding-Pagan (2006) (HP) ha sido denominado por algunos autores como “date then average” (Stock y Watson, 2010). De acuerdo con Hamilton (2010), los autores formalizaron el tradicional enfoque de Burns y Mitchell (1946) para identificar por aproximación de picos y valles locales de la serie, con el objeto de luego buscar la máxima correspondencia entre la

inferencia a partir de las series individuales para identificar una recesión global. Harding (2008) enfatiza la necesidad de que cualquier procedimiento utilizado para el fechado de los ciclos debe asegurar la alternancia entre los puntos de giro, para poder realizar predicciones de los mismos.

En primer lugar, el método de Harding-Pagan (HP) identifica puntos de giro como mínimos y máximos locales y luego, los puntos de giro de toda la serie se establecen de modo que se minimice la distancia promedio entre las fechas y los puntos de giro. Para lograrlo, propone la consideración de un esquema recursivo basado en dos estados (S_t) posibles, recesión y expansión, para extraer picos y valles.

$$S_t = S_{t-1}(1 - \wedge_{t-1}) + (1 - S_{t-1})\vee_{t-1} \quad (4.1)$$

Siendo (\wedge_t, \vee_t) un par de series de tiempo binarias capaces de representar la cronología cíclica. De esta forma, $\wedge_t=1$ indica que un pico ha ocurrido en el período t , y $\wedge_t=0$ significa que un pico no ha tenido lugar en t . Del mismo modo, \vee_t asumirá valores iguales a 1 (ó 0), según haya ocurrido un valle (o no) en el momento t .

Como podrá notarse a continuación, este procedimiento difiere del método de Bry-Boschan, en lo referido a la duración mínima entre dos picos (M), fase mínima entre pico y valle (m), número mínimo de períodos que separan los puntos de giro (e) y el orden de la media móvil (K). La alternativa de Harding-Pagan detecta puntos de giro no considerados por el de Bry-Boschan. Lógicamente, esto implicará particularidades diferentes para cada cronología.

4.4 Modelo paramétrico de conmutación de Markov (o modelo de regímenes cambiantes)

Los modelos paramétricos de conmutación de Markov (también conocidos como *Markov Switching Autorregresive Model, MS-AR*), fueron presentados por Hamilton (1989), como un procedimiento útil no sólo para realizar el fechado cíclico, sino también para poder predecir futuros puntos de giro en el ciclo económico.

La literatura internacional sobre la utilización de este procedimiento para la obtención de cronologías cíclicas es abundante y se ha incrementado en los últimos años. Se destaca el trabajo de Chauvet y Piger (2003), quienes utilizan un modelo de conmutación de Markov con el propósito de replicar la cronología establecida por la NBER en un período de más de cuarenta años. También Chauvet y Hamilton (2005) presentan un modelo paramétrico univariado a la par de un modelo MS multivariado con la intención de comparar diferentes algoritmos cuantitativos para la identificación de puntos de giro.

La naturaleza fundamental del modelo radica en la posibilidad de cambio que tienen los parámetros, según el estado que esté transitando la variable. Se asumen dos estados posibles para el caso de las fluctuaciones: expansión o recesión. Esencialmente, se trata de un modelo no lineal, ya que la conducta de la serie que es descripta, depende de la fase en la que se desarrolla. Asimismo, el modelo calcula en forma endógena la fecha de cambio de régimen para los parámetros del modelo.

Un simple modelo puede resultar valioso para comprender la propuesta de Hamilton (1989). Sea y_t alguna medida de la fluctuación del PBI.

$$y_t - \mu_{s_t} = \rho(y_{t-1} - \mu_{s_t}) + \varepsilon_t \quad (4.2)$$

donde s_t asume el valor de cero para períodos recesivos ó uno en períodos expansivos. Se asume que la perturbación, ε_t se distribuye $N(0, \sigma^2)$. En consecuencia, emergen cuatro posibilidades de la ecuación (4.2):

$$y_t - \mu_1 = \rho(y_{t-1} - \mu_1) + \varepsilon_t \quad (4.3)$$

$$y_t - \mu_1 = \rho(y_{t-1} - \mu_0) + \varepsilon_t \quad (4.4)$$

$$y_t - \mu_0 = \rho(y_{t-1} - \mu_1) + \varepsilon_t \quad (4.5)$$

$$y_t - \mu_0 = \rho(y_{t-1} - \mu_0) + \varepsilon_t \quad (4.6)$$

μ representa la tasa de crecimiento promedio, y las desviaciones desde dicha tasa son creadas por el disturbio aleatorio ε_t . La ecuación (4.3) representa expansión en t y $t-1$, la (4.4) denota expansión en t y recesión en $t-1$, la (4.5) muestra recesión en t y expansión en $t-1$, y finalmente la (4.6) da cuenta de recesión tanto en t como en $t-1$. En consecuencia, la evolución de la variable de estado (inobservable) s_t , que define el régimen en que se encuentra la serie, obedece a una cadena de Markov de primer orden (Abad, *et.al*, 2000). Las probabilidades de transición son:

$$\Pr(s_t = 1 | s_{t-1} = 1) = p \quad (4.7)$$

$$\Pr(s_t = 0 | s_{t-1} = 1) = 1 - p \quad (4.8)$$

$$\Pr(s_t = 0 | s_{t-1} = 0) = q \quad (4.9)$$

$$\Pr(s_t = 1 | s_{t-1} = 0) = 1 - q \quad (4.10)$$

p y q son parámetros a estimar, y además de indicar la probabilidad de permanecer en expansión y recesión respectivamente, pueden ser utilizados como medidas de persistencia.

Para transformar las probabilidades estimadas en cada régimen en puntos de inflexión, es necesario establecer una regla formal de decisión. El criterio comúnmente adoptado, es el de Hamilton (1989), según el cual existe un punto de giro en aquel período que la probabilidad estimada para un régimen es mayor a 0.5.

5. Casos de aplicación

5.1. Caracterización cíclica de los componentes de la demanda agregada en Argentina con Eviews 8. 1993:1-2013:3.

El objetivo de esta sub-sección es ilustrar los pasos, en Eviews 8, para realizar una caracterización cíclica de los componentes de la demanda agregada. Se trabajará sólo con el PBI y el Consumo Público a modo de ejemplo.

Para comenzar, es necesario abrir el programa haciendo *doble click* sobre el ícono principal. A continuación se debe proceder a importar los datos cargados en el archivo *Coyuntura.xlsx*. Para lograrlo, ir a *File-Open-Foreign data as Workfile* (Figura 1). Se desplegará el explorador de Windows para localizar el archivo; luego se debe seleccionar el archivo *Coyuntura.xlsx* y *Abrir*. En esta acción, se despliega la pantalla de lectura de la hoja de cálculo para la conversión de los datos desde lenguaje *Excel* a lenguaje *Eviews* (Figura 2). En esta pantalla es posible indicarle la hoja

donde se encuentra la información en el archivo Excel y observar si está leyendo las columnas que es necesario importar. Para aceptar la configuración que por defecto ofrece el software, seleccionar *Finalizar*. El resultado es disponer de los datos en el entorno *Eviews* (Figura 3), pero ahora es necesario indicarle al software la tipología de datos con la cual trabajará.

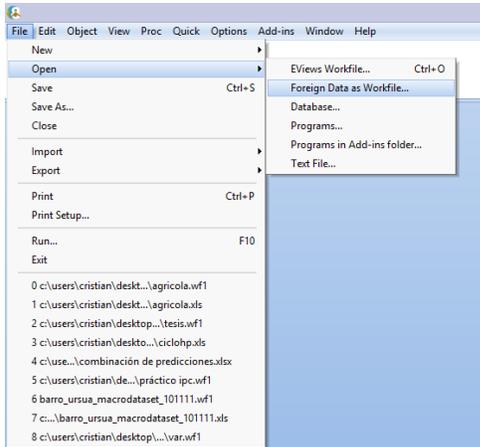


Figura 1

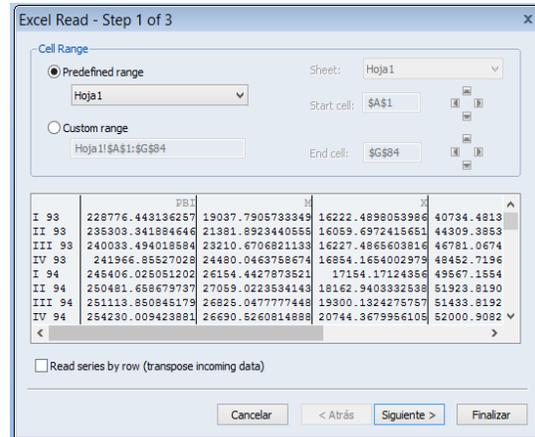


Figura 2

Ir a *Structure/Resize Current Page* (Figura 3). Eso dará paso a una ventana, como en la figura 4, en donde se debe seleccionar *Dated- regular frequency*, ya que los datos empleados tienen una frecuencia regular. La misma, es trimestral. Para señalarlo en la ventana siguiente (Figura 5), se debe indicar *Quarterly*. Finalmente, las fechas para las cuales se dispone de datos deben ser indicadas (Figura 6). En *Start date* se coloca 1993:1 (lo que refiere al primer trimestre de 1993) y para *End date* existen dos alternativas 2013:3 (es decir, hasta el tercer trimestre de 2013) o *@last* (que le ordena al software considerar hasta el último dato temporal del que tuvo registro al importar los datos).

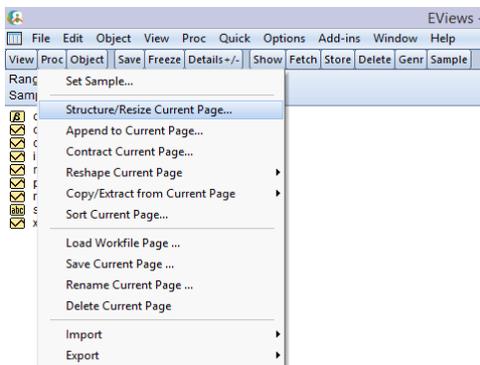


Figura 3

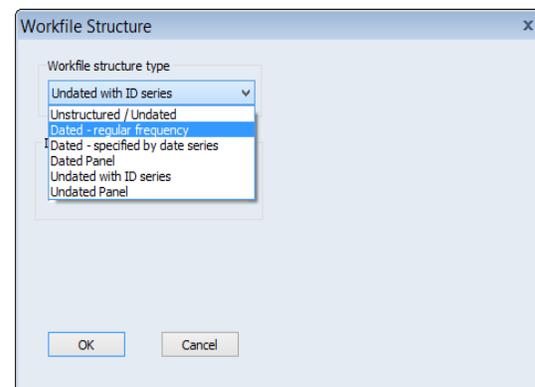


Figura 4

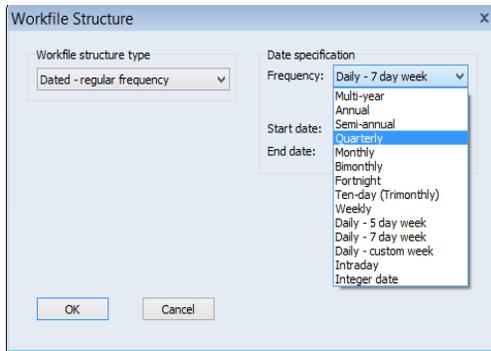


Figura 5

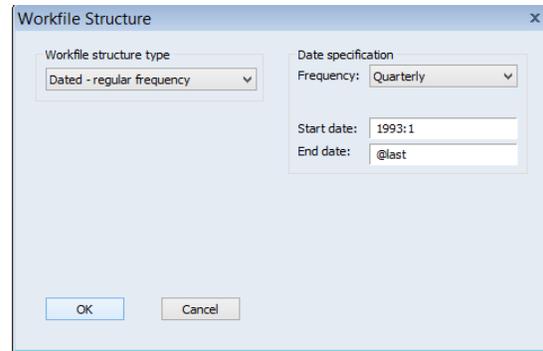


Figura 6

Ahora, el *software* ya se encuentra listo para ser utilizado, pero conviene recordar la conveniencia de trabajar con variables en logaritmo. Para realizar dicha transformación, ir a *Genr*. Una ventana como la de la Figura 7 se abrirá. Dando click en *ok*, la generación de la nueva variable estará hecha. Dado que el análisis requerirá trabajar con todas las variables en logaritmo, el procedimiento deberá ser repetido para todas las variables. A continuación, podrá extraerse en componente cíclico de cada variable logarítmica. Para ello, es preciso abrir la variable y luego dar click en *Proc/Hodrick-Prescott Filter*, lo que dará paso a una ventana como en la Figura 8 y 9.

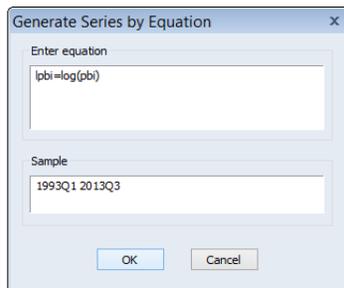


Figura 7

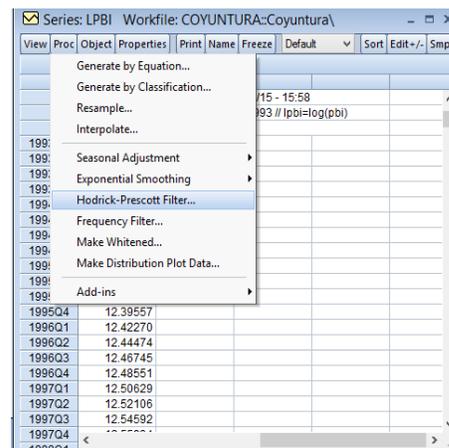


Figura 8

Eviews 8 sugiere por defecto el valor para lambda, ya que reconoce que estamos en presencia de datos trimestrales. Asimismo, se nos permite generar dos tipos de series temporales (Figura 9): *Smoothed series* (el componente tendencial de largo plazo) y *Cycle series* (el componente cíclico), siempre que introduzcamos un nombre para las mismas. Si en algún recuadro no introducimos nombre alguno, el software considera que no estamos interesados en que genera dicha serie. Por último, al dar click en *ok* tendremos como resultado la Figura 10, y en el *workfile* se habrán generado las dos series recientemente creadas.

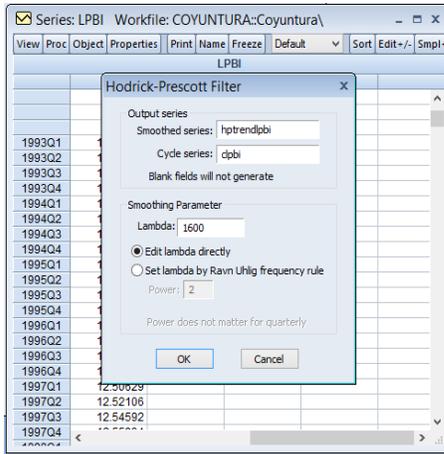


Figura 9

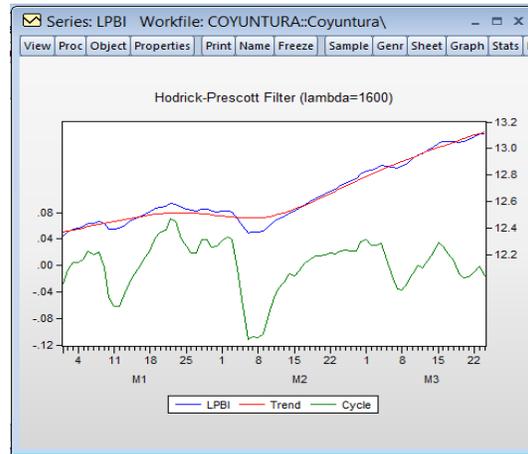


Figura 10

Con el propósito de obtener el componente Baxter-King, se debe repetir lo anterior, sólo que en esta oportunidad se deberá seleccionar *Frequency Filter* (Figura 11). Al hacerlo, se mostrará una ventana como en la Figura 12, donde también existe la posibilidad de generar una serie para el componente cíclico (*Cycle Series*) y otra para el componente tendencial junto al componente residual (*Non-cyclical series*). Finalmente, al dar click sobre *ok* tendremos como resultado la Figura 13, y en el *workfile* se habrán generado las series indicadas.

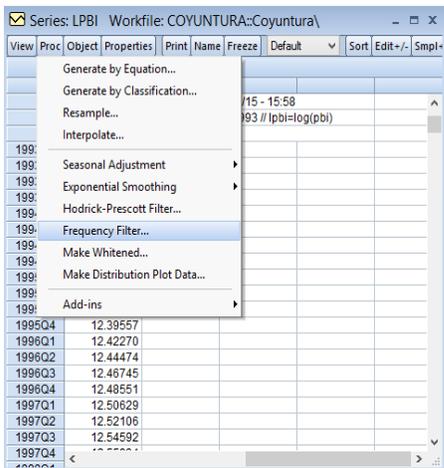


Figura 11

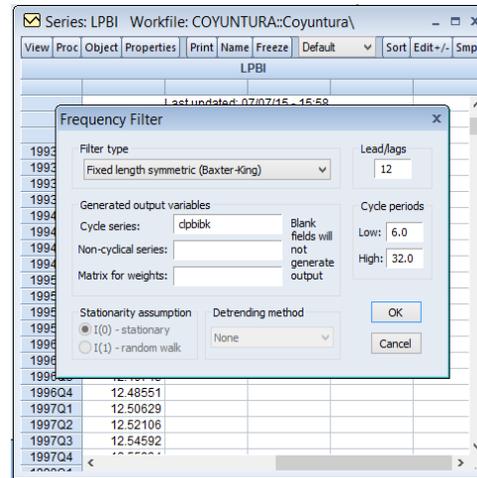


Figura 12

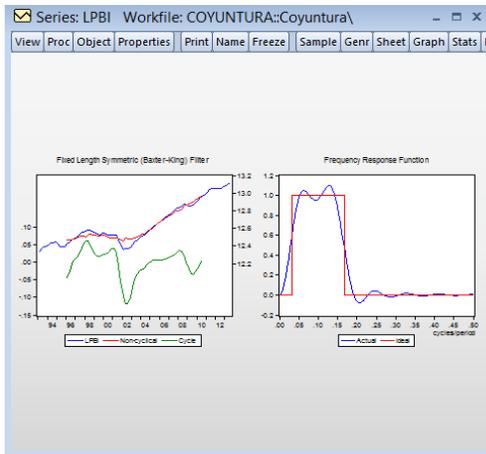


Figura 13

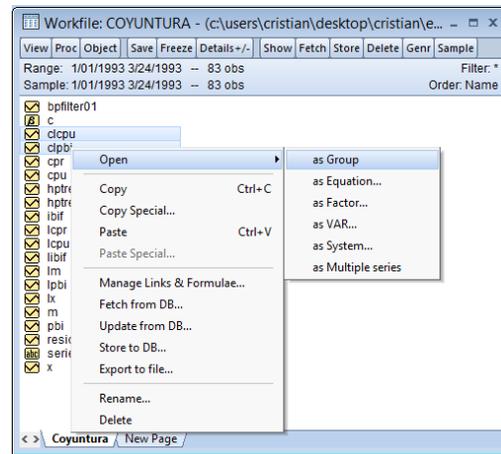


Figura 14

Ahora bien, para comenzar con la metodología propuesta, y en orden a calcular la volatilidad absoluta y la relativa, simplemente se abren las variables de interés simultáneamente (*as group*) como en la Figura 14. Para seleccionar dos o más variables al mismo tiempo, se debe mantener presionada la tecla *Ctrl* mientras realiza click sobre las variables. A posteriori, se solicitan las estadísticas descriptivas (*Descriptive Stats/Common Sample*) –Figura 15-. De esta forma se mostrará una ventana como en la figura 16. En la misma, se puede apreciar que la volatilidad absoluta de cada componente cíclico analizado (en la fila *Std. Dev.*). Para calcular la volatilidad relativa entre CLCPU (ciclo del logaritmo del consumo público) y CLPBI (ciclo del logaritmo del PBI), sólo se calcula el cociente del desvío entre dichas variables, es decir $0.020537/0.038562=0.53257092$, lo que significa que durante un ciclo promedio, el componente cíclico del consumo público fluctúa menos de lo que lo hace el componente cíclico del PBI. En particular, dicha fluctuación es apenas superior al 50% de la fluctuación del PBI.

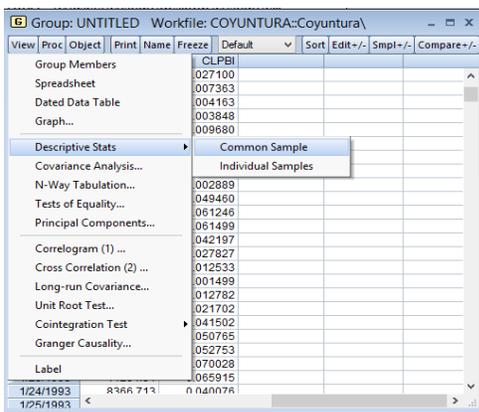


Figura 15

	CLCPU	CLPBI
Mean	8.31E-13	1.00E-12
Median	0.000792	0.008724
Maximum	0.044006	0.070028
Minimum	-0.045513	-0.111782
Std. Dev.	0.020537	0.038562
Skewness	-0.100421	-1.050405
Kurtosis	2.585129	4.078540
Jarque-Bera Probability	0.734741	19.28591
	0.692553	0.000065
Sum	6.90E-11	8.33E-11
Sum Sq. Dev.	0.034584	0.121935
Observations	83	83

Figura 16

Para determinar si una variable es procíclica, contracíclica o acíclica, es necesario calcular el coeficiente de correlación de Pearson. Para ello, y desde la misma Figura 16, hacer click en *View/Covariance Analysis*, como se ilustra en la Figura 17. Una ventana como en la Figura 18 se abrirá, donde es necesario informar que se desea obtener sólo la correlación.

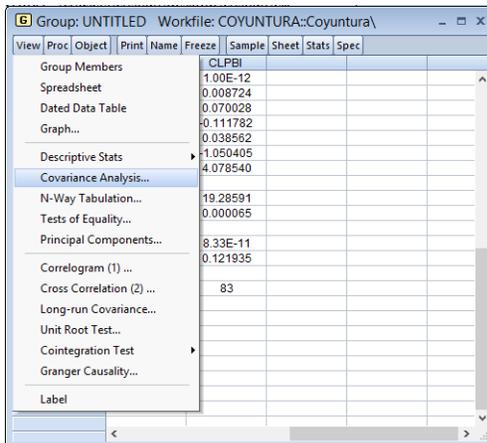


Figura 17

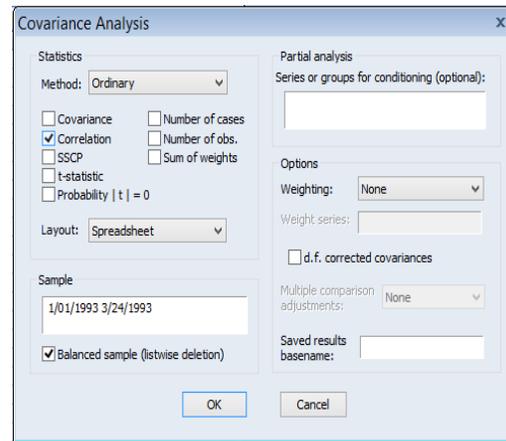


Figura 18

Al hacer click en *ok*, se mostrará una ventana como la Figura 19. Para el caso ejemplificado, y puesto que la correlación cruzada entre el ciclo del consumo público y el del PBI es 0.962451, se puede decir que el consumo público es una variable *procíclica fuerte*.

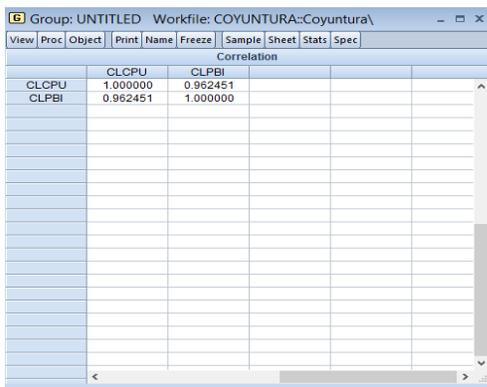


Figura 19

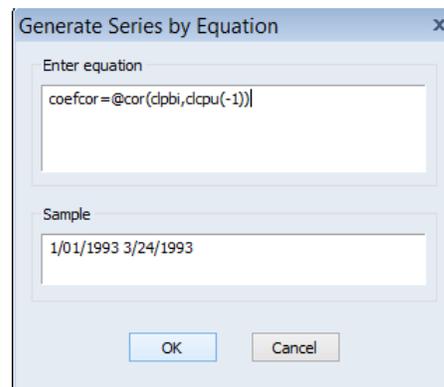


Figura 20

Para realizar un análisis de correlación dinámica, es necesario utilizar rezagos (Figura 20) y adelantos (Figura 21) para aquellas variables que se analizarán contra el componente cíclico contemporáneo del PBI. Lo habitual es calcular cinco rezagos y cinco adelantos.

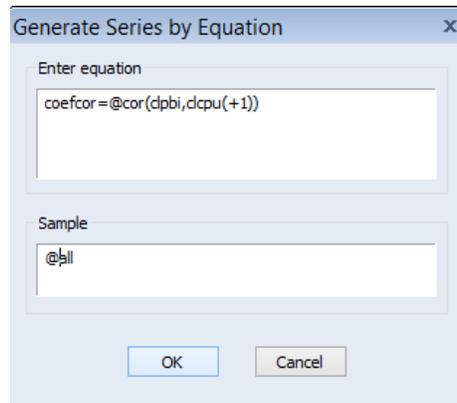


Figura 21

Con dichos datos se puede ir completando una tabla como la siguiente:

Variable	x(t-5)	x(t-4)	x(t-3)	x(t-2)	x(t-1)	x(t)	x(t+1)	x(t+2)	x(t+3)	x(t+4)	x(t+5)	Clasificación
CLCPU	-0.105	0.051	0.260	0.426	0.560	0.624	0.615	0.600	0.542	0.492	0.428	Coincidente

Dado que la correlación más alta se registra en el período t , es decir el período contemporáneo, la variable CLCPU es clasificada como coincidente.

Para computar la persistencia, es habitual calcular la autocorrelación (como en la Figura 22). Dado que son datos trimestrales, se recomienda calcular los cuatro primeros coeficientes.

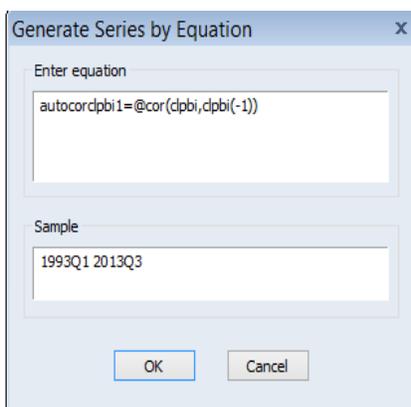


Figura 22

Esto permite completar una tabla como la siguiente, la que permite tener una idea de cómo se disipa el ciclo, o de la cuantía en la que tiende a permanecer en el estado que se encuentra.

Variable	Ar(1)	Ar(2)	Ar(3)	Ar(4)
CLPBI	0.9132	0.7264	0.5065	0.2906
CLCPU	0.6340	0.5608	0.4428	0.3685

Finalmente, el análisis de simetría requiere consultar las estadísticas descriptivas de cada componente cíclico (como en la Figura 23 y 24).

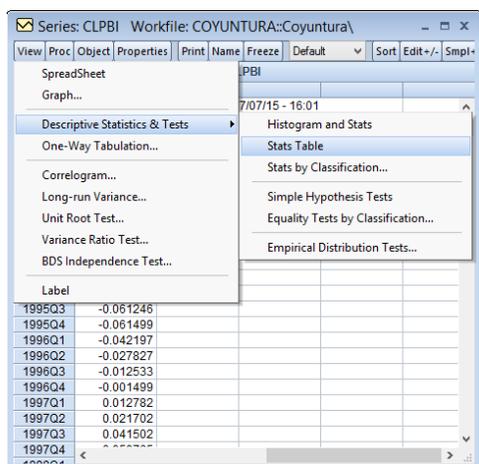


Figura 23

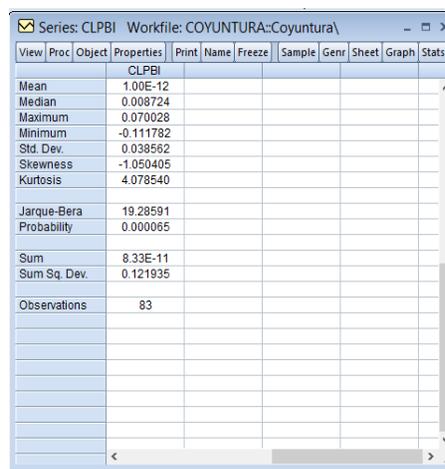


Figura 24

En el caso de CCLPB, se puede apreciar que la mediana es mayor a la media, existe claramente asimetría cíclica y se comprueba que las expansiones son más largas y suaves que las contracciones.

5.2. Procedimiento de Bry-Boschan y Harding-Pagan en Scilab 5.5.2 (Grocer) para el PBI argentino (1980:1-2013:3).

Para comenzar a trabajar, es necesario descargar el programa desde (<https://www.scilab.org/>). Es importante destacar que se trata de un software libre, capaz de desarrollar una gran cantidad de procedimientos matemáticos, estadísticos y gráficos. Una vez ejecutado el instalador, al hacer click sobre su icono se podrá visualizar una ventana como la siguiente (Figura 1):

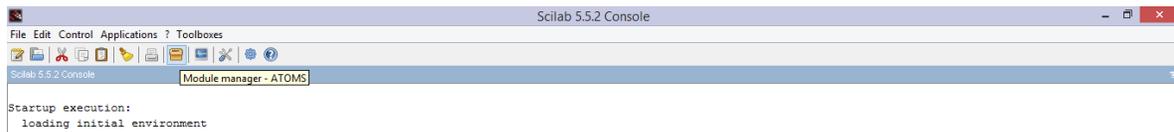


Figura 1

Esta es la consola principal de *Scilab*. La misma permite realizar un gran número de operaciones. No obstante, el desarrollo del procedimiento de Bry-Boschan requiere un *toolbox* especial, llamado *Grocer*. El mismo es, básicamente, una caja de herramientas econométricas que opera dentro del entorno de *Scilab*. Para instalarlo, ir -en la Figura 1- a *Module manager – ATOMS* (cuyo icono está representado por una caja). Al hacer click sobre el mismo, aparecerá una ventana como en la Figura 2. Se debe hacer doble click sobre *Data Analysis And Statistics* y luego, en la siguiente ventana (figura 3), sobre *GROCER*.

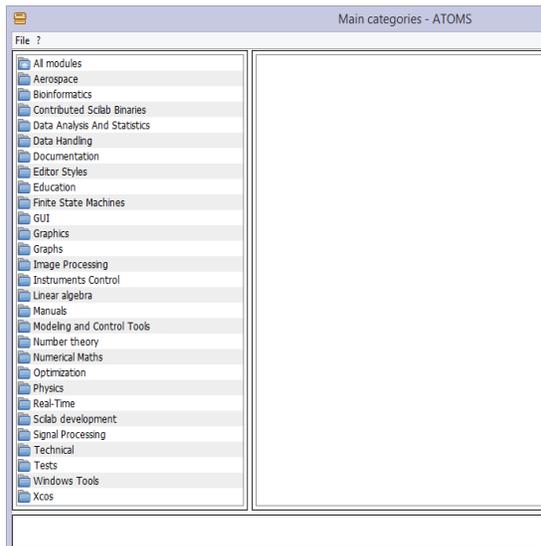


Figura 2

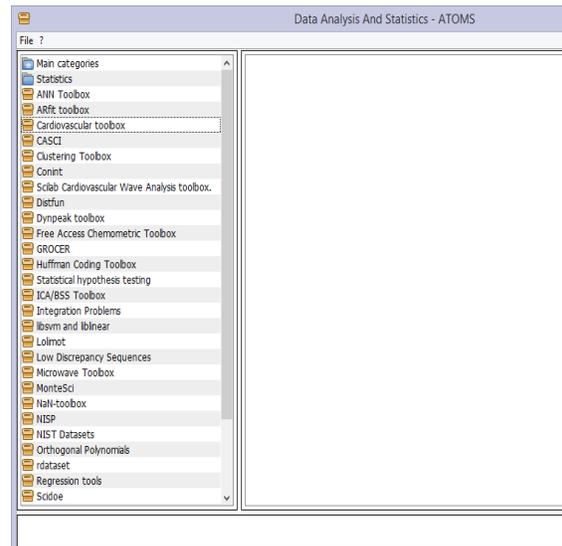


Figura 3

Eso desplegará una nueva ventana -Figura 4- donde se da una breve descripción del *toolbox* y al final de la misma nos da la opción de instalarlo (*Install*).

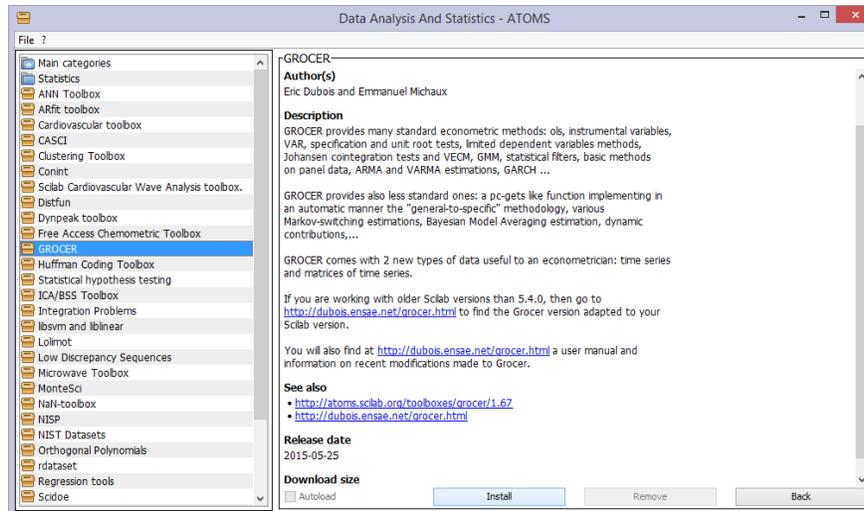


Figura 4

Una vez instalado Grocer, se debe cerrar el programa (*Scilab*) y abrirlo nuevamente, de modo que incorpore los cambios realizados. En la Figura 5, la consola informa ahora que Grocer está cargado y disponible para ser utilizado.

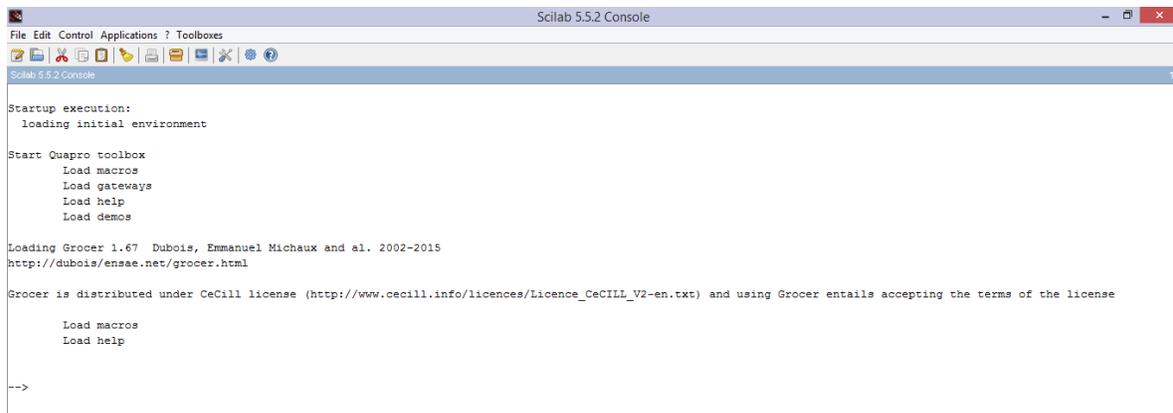


Figura 5

No obstante, antes de comenzar se debe disponer de los datos ordenados en *Excel*, tal como ilustra la Figura 6.

	A	B	C
1	dates	pbi	lpbi
2	1980q1	199669,553	12,204419
3	1980q2	199174,477	12,2019365
4	1980q3	203109,227	12,2214992
5	1980q4	201529,846	12,2136928
6	1981q1	197137,88	12,1916587
7	1981q2	193551,192	12,1732973
8	1981q3	186681,215	12,1371577
9	1981q4	185145,891	12,1288994
10	1982q1	190046,558	12,1550244
11	1982q2	183477,032	12,1198448
12	1982q3	190042,299	12,155002
13	1982q4	192548,649	12,1681041

Figura 6

Es importante guardar dicho archivo con formato .csv delimitado por comas, en orden a poder importarlo desde *Scilab*. La carga de datos se realiza mediante una función llamada *impexc2bd*. Esta etapa requiere simplemente escribir lo siguiente (Figura 7):

```
impexc2bd('C:\Users\CR\Desktop\pbitrimestral.csv',';','C:\Users\CR\Desktop\pbitrimestral.dat')
```

y dando *Enter*. Es decir, la localización del archivo y la indicación del lugar donde el programa tendrá que alojar el archivo .dat. Dicho archivo expresa, en formato legible para *Scilab*, la tabla de datos original -en formato *Excel*-.



```
Scilab 5.5.2 Console
File Edit Control Applications ? Toolboxes
Scilab 5.5.2 Console
Startup execution:
  loading initial environment
Start Ouapro toolbox
  Load macros
  Load gateways
  Load help
  Load demos
Loading Grocer 1.67  Dubois, Emmanuel Michaux and al. 2002-2015
http://dubois/ensae.net/grocer.html
Grocer is distributed under CeCill license (http://www.cecill.info/licences/Licence_CeCILL_V2-en.txt) and using Grocer entails accepting the terms of the license
  Load macros
  Load help
-->impexc2bd('C:\Users\Cristian\Desktop\pbitrimestral.csv',';','C:\Users\Cristian\Desktop\pbitrimestral.dat')
Warning: Scilab 6 will not support the file format used.
Warning: Please quote the variable declaration. Example, save('myData.sod',a) becomes save('myData.sod','a').
Warning: See help('save') for the rational.
-->|
```

Figura 7

A posteriori se realiza la carga del archivo (Figura 8), escribiendo `-->load('C:\Users\CR\Desktop\pbitrimestral.dat')` y dando *Enter*.



```
Scilab 5.5.2 Console
File Edit Control Applications ? Toolboxes
Scilab 5.5.2 Console
Startup execution:
  loading initial environment
Start Ouapro toolbox
  Load macros
  Load gateways
  Load help
  Load demos
Loading Grocer 1.67  Dubois, Emmanuel Michaux and al. 2002-2015
http://dubois/ensae.net/grocer.html
Grocer is distributed under CeCill license (http://www.cecill.info/licences/Licence_CeCILL_V2-en.txt) and using Grocer entails accepting the terms of the license
  Load macros
  Load help
-->impexc2bd('C:\Users\Cristian\Desktop\pbitrimestral.csv',';','C:\Users\Cristian\Desktop\pbitrimestral.dat')
Warning: Scilab 6 will not support the file format used.
Warning: Please quote the variable declaration. Example, save('myData.sod',a) becomes save('myData.sod','a').
Warning: See help('save') for the rational.
-->load('C:\Users\Cristian\Desktop\pbitrimestral.dat')
-->|
```

Figura 8

Para ejecutar el procedimiento *Bry-Boschan* (Figura 9), se ingresa `-->brybos ('lpbi', 'proc=bb')` y dando *Enter*. Esto desplegará automáticamente los cálculos y el gráfico con los puntos de giro.

```

Scilab 5.5.2 Console
Warning: See help('save') for the rational.

-->load('C:\Users\Cristian\Desktop\pbitrimestral.dat')

-->brybos('lpbi', 'proc='bb'')

Turning points dating results of lpbi
Method: Bry-Boschan complete procedure
Estimation period: 1980q1-2013q3

Troughs   Peaks
1982q2    1984q2
1985q3    1987q3
1990q1    1994q1
1995q3    1998q2
2002q1

Cycle characteristics:
Average duration from peak to peak: 18.66667
Average duration from trough to trough: 19.75
Average duration from peak to trough: 8.25
Average duration from trough to peak: 11.5
Average amplitude from peak to trough: -0.1406875
Average amplitude from trough to peak: 0.1983712

      *
      *
      *

ans =

bb estimation results

-->

```

Figura 9

La información proporcionada incluye los picos (*Peaks*) y valles (*Troughs*), como así también diferentes amplitudes y duraciones promedio de un ciclo promedio.

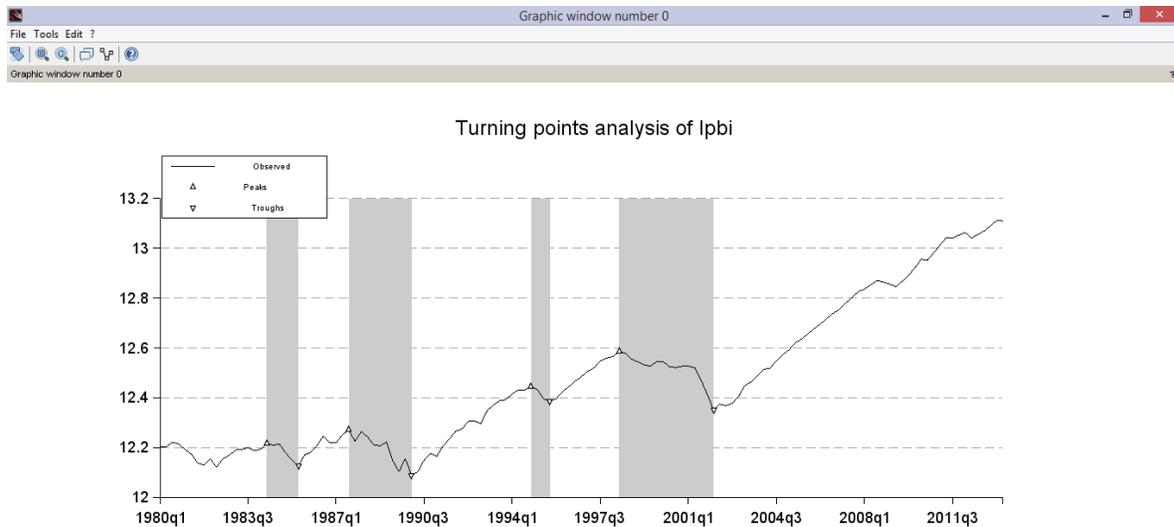


Figura 10

Finalmente, la ejecución del procedimiento de Harding-Pagan exige introducir la siguiente expresión: `-->brybos ('lpbi', 'proc=hp')`.

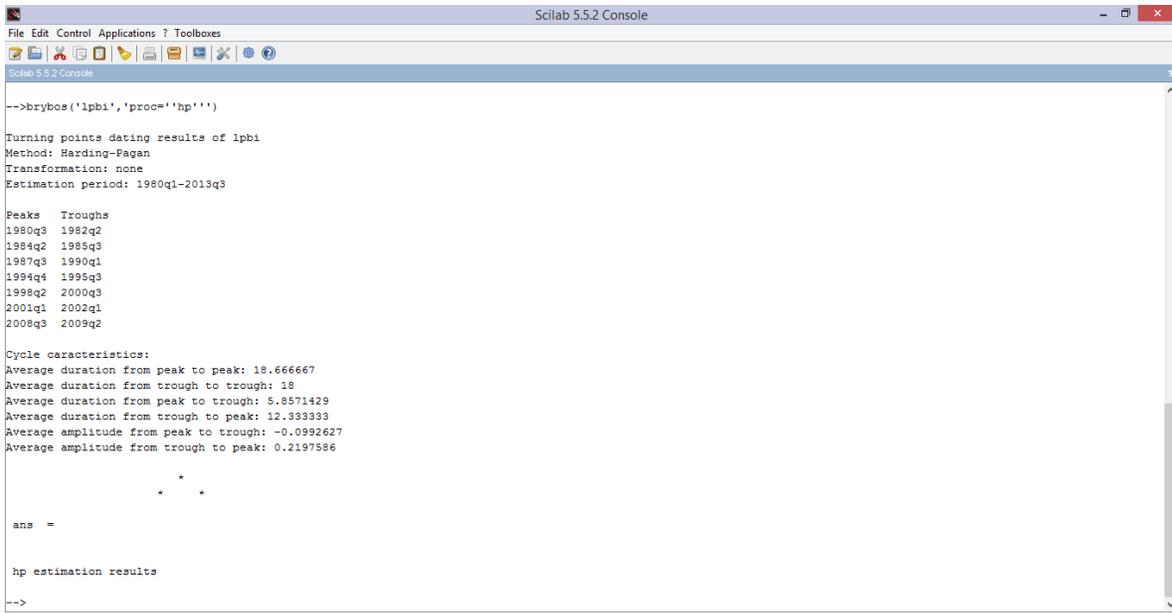


Figura 11

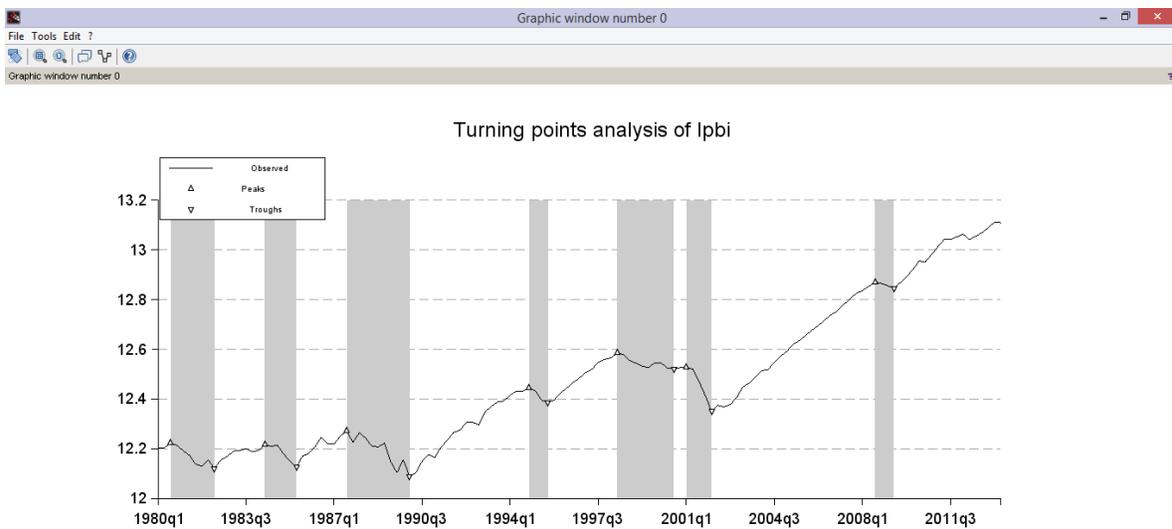


Figura 12

5.3 Modelo paramétrico de conmutación de Markov para el PBI argentino, 1980:1-2013:3.

Para la carga de datos se puede seguir el mismo procedimiento indicado en al caso de aplicación 5.1 (figuras 1, 2, 3, 4, 5 y 6), ya que se trata de una serie con la misma frecuencia de datos.

Una vez que los datos se encuentran debidamente cargados en el *Workfile*, se debe generar una variable que refleje alguna medida de la fluctuación del PBI. Es habitual utilizar la expresión $g=100*d(pbi)$, siendo g una medida de cambio igual a cien veces la diferencia regular del PBI - $d(pbi)$ -. Para generar dicha variable en *Eviews*, ir a *Genr* e ingresar la ecuación, tal como se ilustra en la Figura 1.

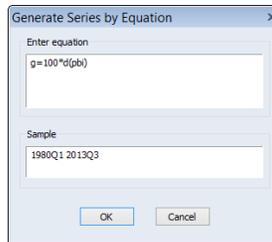


Figura 1

El modelo de regímenes cambiantes de Markov, tiene la particularidad de tener parámetros de dos tipos: los que dependen del régimen considerado y los que son independiente del mismo (los que no son otros que los parámetros autorregresivos). En consecuencia, antes de especificar y estimar el modelo, se deben realizar las pruebas propias de los modelos ARIMA, para determinar si la serie es estacionaria. Esto es, se debe determinar si la serie g , presenta algún indicio de no ser estacionaria. Para testearlo, se pueden considerar las pruebas *ADF* (*Augmented Dickey-Fuller*) y *Phillips-Perron*. Para ello abrir la serie e ir a *View/Unit Root Test/Augmented Dickey-Fuller* (Figura 2, 3 y 4) o alternativamente *View/Unit Root Test/Phillip-Perron* (Figura 5, 6 y 7). Se aplica el contraste en nivel, pues la generación de la variable g ya ha implicado una diferenciación.

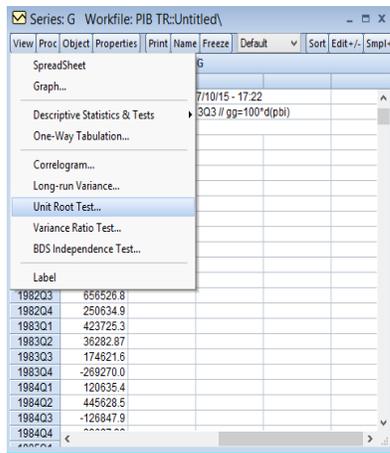


Figura 2

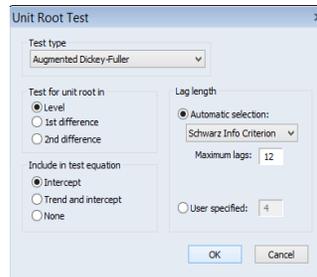


Figura 3

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
G(-1)	-0.660627	0.082202	-8.036609	0.0000
C	146247.8	53743.13	2.721238	0.0074

Figura 4

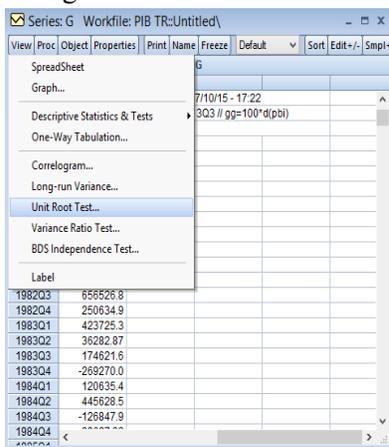


Figura 5

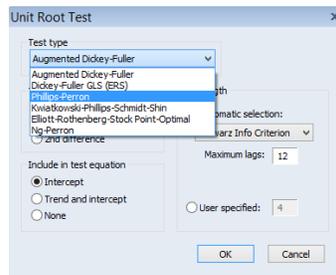


Figura 6

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
G(-1)	-0.660627	0.082202	-8.036609	0.0000
C	146247.8	53743.13	2.721238	0.0074

Figura 7

En ambos contrastes se rechaza la hipótesis nula de que la serie g tenga raíz unitaria. En consecuencia se podrá seguir modelizando con la misma. Para determinar el número de términos autregresivos en la estimación, el correlograma de la variable puede ser útil, ya que brinda información de autocorrelación y la correlación parcial. Para abrir el correlograma, se debe hacer click (dentro del cuadro de dialogo de la variable) en *View/Correlogram*.

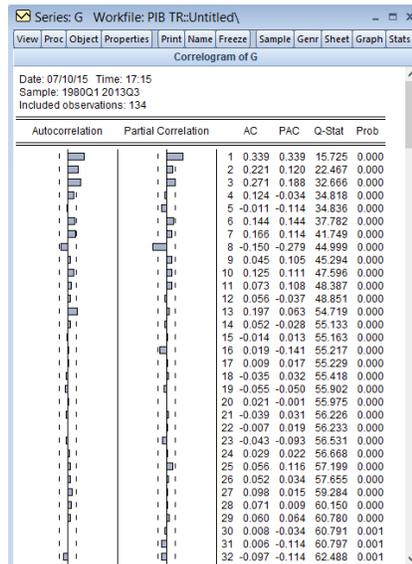


Figura 8

Téngase presente que esta metodología no admite términos de medias móviles (MA), por lo que las interpretaciones respecto a las correlaciones del correlograma no deben ser entendidas en el sentido aplicado a la metodología ARIMA. Aquí solo deben servir de guía para determinar que rezagos pueden llegar a ser importantes. En la Figura 8, puede notarse que la correlación parcial de primer y octavo orden son los que adquieren relevancia.

Para estimar un modelo de regímenes cambiantes ir a *Quick/ Estimate Equation* y seleccionar *Switching Regression* (Figura 9) y estimar el modelo como en la Figura 10.

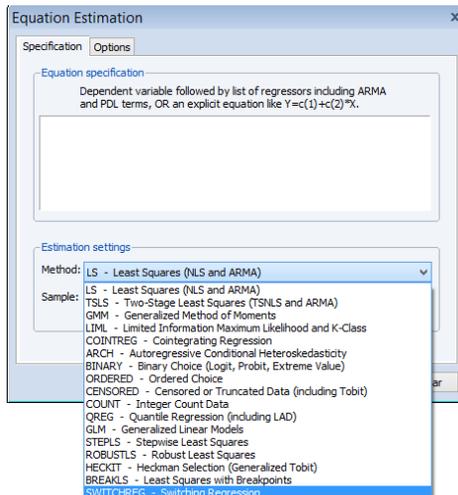


Figura 9

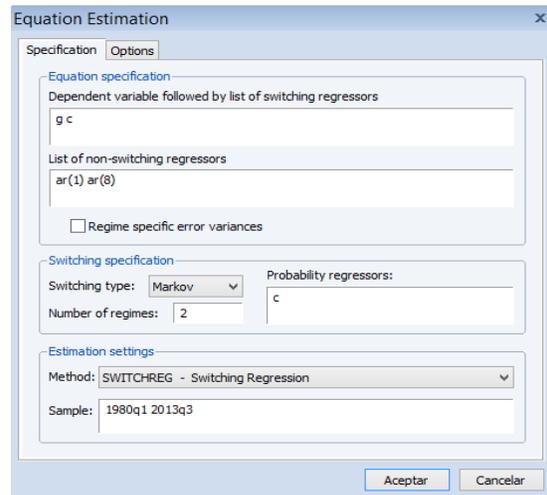


Figura 10

En *Switching specification* se debe seleccionar la opción *Markov* y en números de estados, dos (recesión y expansión). En las Figuras 11, 12 y 13 se ilustran tres estimaciones alternativas, pero sólo la tercera consigue que todos los coeficientes sean significativos individualmente.

Dependent Variable: G
Method: Switching Regression (Markov Switching)
Date: 07/10/15 Time: 17:22
Sample (adjusted): 1982Q2 2013Q3
Included observations: 126 after adjustments
Number of states: 2
Initial probabilities obtained from ergodic solution
Ordinary standard errors & covariance using numeric Hessian
Random search: 25 starting values with 10 iterations using 1 standard deviation (mg=kn, seed=871785792)
Convergence achieved after 7 iterations

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
Regime 1				
C	-710516.8	134850.2	-5.268934	0.0000
Regime 2				
C	487356.0	93064.58	5.236750	0.0000
Common				
AR(1)	0.563666	0.102596	5.494567	0.0000
AR(8)	0.027791	0.119638	0.232297	0.8163
LOG(SIGMA)	12.78752	0.087819	145.6121	0.0000
Transition Matrix Parameters				
P11-C	-0.388687	0.481526	-0.807199	0.4196
P21-C	-1.726146	0.353604	-4.881578	0.0000
Mean dependent var	241051.8	S.D. dependent var	621593.9	
S.E. of regression	594120.4	Sum squared resid	4.27E+13	
Durbin-Watson stat	2.186809	Log likelihood	-1839.997	
Akaike info criterion	29.31742	Schwarz criterion	29.47499	
Hannan-Quinn criter.	29.38143			
Inverted AR Roots				
	.76	.53+ .42i	.53+ .42i	.06-.62i
	.06+.62i	-.40+.44i	-.40-.44i	-.59

Figura 11

Dependent Variable: G
Method: Switching Regression (Markov Switching)
Date: 07/10/15 Time: 17:24
Sample (adjusted): 1980Q3 2013Q3
Included observations: 133 after adjustments
Number of states: 2
Initial probabilities obtained from ergodic solution
Ordinary standard errors & covariance using numeric Hessian
Random search: 25 starting values with 10 iterations using 1 standard deviation (mg=kn, seed=871785792)
Convergence achieved after 13 iterations

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
Regime 1				
C	447887.1	93387.09	4.796028	0.0000
Regime 2				
C	-751580.8	149035.1	-5.042978	0.0000
Common				
AR(1)	0.598208	0.091857	6.512379	0.0000
LOG(SIGMA)	12.81774	0.090978	140.8917	0.0000
Transition Matrix Parameters				
P11-C	1.855243	0.384436	4.825879	0.0000
P21-C	0.424553	0.482785	0.879419	0.3792
Mean dependent var	221501.8	S.D. dependent var	617477.8	
S.E. of regression	582424.8	Sum squared resid	4.38E+13	
Durbin-Watson stat	2.265481	Log likelihood	-1942.200	
Akaike info criterion	29.29623	Schwarz criterion	29.42663	
Hannan-Quinn criter.	29.34822			
Inverted AR Roots				
	.60			

Figura 12

Dependent Variable: G
Method: Switching Regression (Markov Switching)
Date: 07/10/15 Time: 17:27
Sample (adjusted): 1982Q2 2013Q3
Included observations: 126 after adjustments
Number of states: 2
Initial probabilities obtained from ergodic solution
Ordinary standard errors & covariance using numeric Hessian
Random search: 25 starting values with 10 iterations using 1 standard deviation (mg=kn, seed=829032652)
Convergence achieved after 7 iterations

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
Regime 1				
C	-209177.8	93844.29	-2.228988	0.0258
Regime 2				
C	530337.2	54455.79	9.738859	0.0000
Common				
AR(8)	-0.386555	0.093887	-4.117246	0.0000
LOG(SIGMA)	13.06996	0.075269	173.6442	0.0000
Transition Matrix Parameters				
P11-C	2.196013	0.600900	3.654541	0.0003
P21-C	-2.647131	0.577881	-4.580756	0.0000
Mean dependent var	241051.8	S.D. dependent var	621593.9	
S.E. of regression	550283.2	Sum squared resid	3.69E+13	
Durbin-Watson stat	1.770442	Log likelihood	-1842.944	
Akaike info criterion	29.34831	Schwarz criterion	29.48337	
Hannan-Quinn criter.	29.40318			
Inverted AR Roots				
	.82+.34i	.82-.34i	-.34-.82i	-.34+.82i
	-.34+.82i	-.34-.82i	-.82-.34i	-.82+.34i

Figura 13

En la Figura 13, puede apreciarse que habrá dos ordenadas a origen, dependiendo del estado que se encuentre transitando la variable g. Asimismo, existen dos variables comunes, asociadas a ambos estados: AR(8) y LOG(SIGMA).

El contraste de normalidad puede ser efectuado bajo el estadístico Jarque-Bera, como es habitual (Figuras 14 y 15). El mismo, permite establecer que los residuos siguen una distribución normal, pues la probabilidad del estadístico de contraste es 0.19.

Equation: EQ03 Workfile: PIB TR:Untitled\

View Proc Object Print Name Freeze Estimate Forecast Stats Resids

Residual Diagnostics

- Correlogram - Q- statistics...
- Correlogram Squared Residuals...
- Histogram - Normality Test

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
Regime 1				
C	-209177.8	93844.29	-2.228988	0.0258
Regime 2				
C	530337.2	54455.79	9.738859	0.0000
Common				
AR(8)	-0.386555	0.093887	-4.117246	0.0000
LOG(SIGMA)	13.06996	0.075269	173.6442	0.0000
Transition Matrix Parameters				
P11-C	2.196013	0.600900	3.654541	0.0003
P21-C	-2.647131	0.577881	-4.580756	0.0000

Figura 14

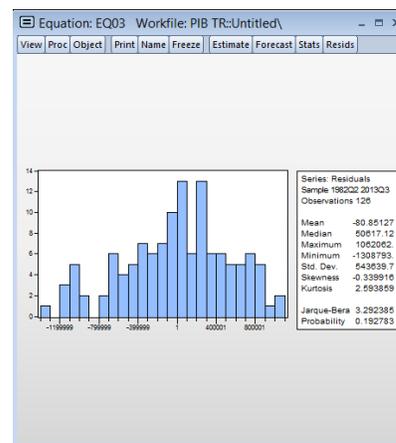


Figura 15

También es necesario garantizar que el modelo sea estacionario, y que las raíces de la parte autorregresiva se encuentren dentro del círculo unidad. Para ello, desde la estimación ir a *View/AR Structure/Root/Graph* (ó *Table*), como en las Figuras 16, 17 y 18, donde se evidencia la ausencia de problemas en relación a la dinámica del modelo.

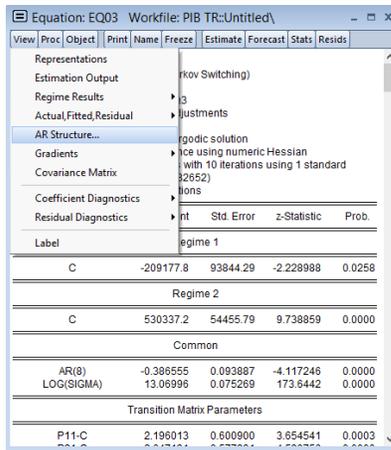


Figura 16

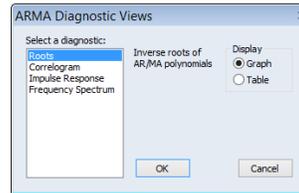


Figura 17

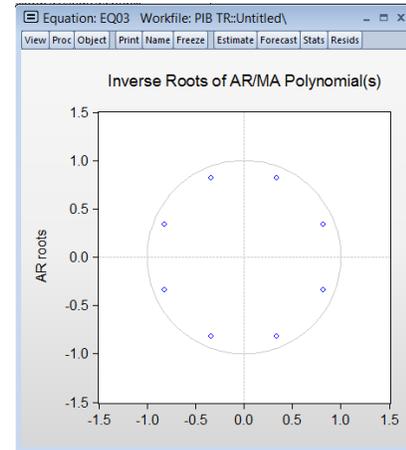


Figura 18

En orden a determinar la matriz de transición de un estado a otro, ir a *View/Regime Results/Transition Results/Summary*. (Figuras 19, 20 y 21).

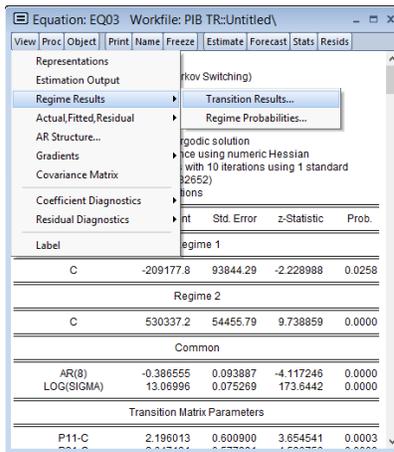


Figura 19

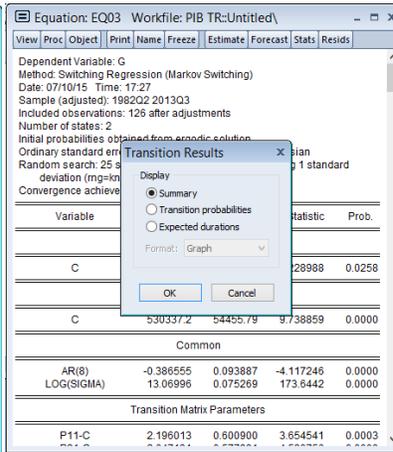


Figura 20

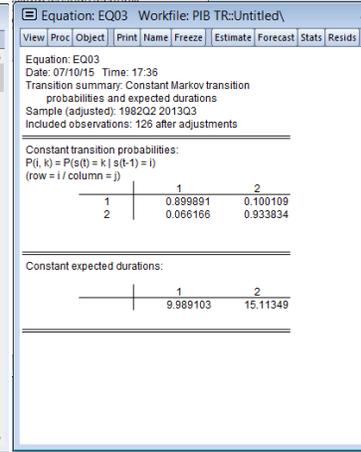


Figura 21

Existe una elevada probabilidad de permanecer en cada estado, aunque la mayor probabilidad se encuentra en el régimen 2 (expansiones). Asimismo, la duración promedio de las expansiones, de acuerdo al modelo estimado, es de 15.11 trimestres.

Finalmente, es posible determinar la probabilidad de que cada unidad temporal -trimestre- se encuentre en un régimen u otro. Para ello, ir a *View/Regime Probabilities/Smoothed/Multiple Graph (o Spreadsheet)*, como en las Figuras 22, 23, 24, 25 y 26. Esto resulta particularmente útil para determinar los puntos de giro. No obstante, una regla de decisión debe ser adoptada. En ese sentido, Hamilton (1989) propone considerar un punto de giro en aquel período que la probabilidad estimada para un régimen es mayor a 0.5.

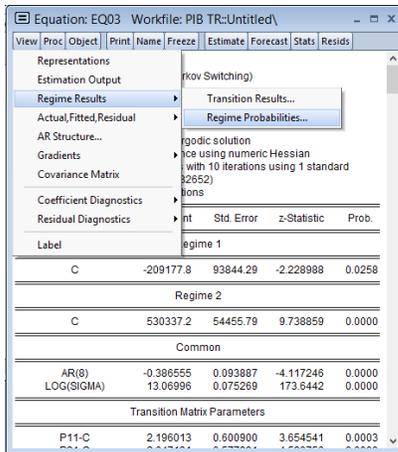


Figura 22

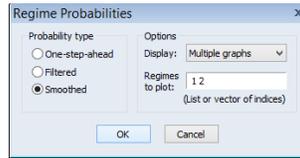


Figura 23

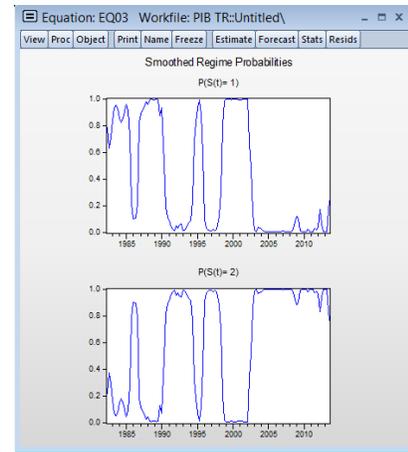


Figura 24

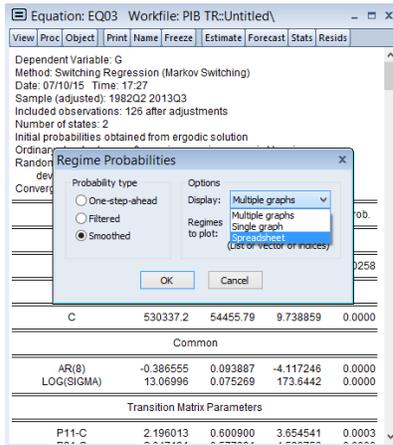


Figura 25

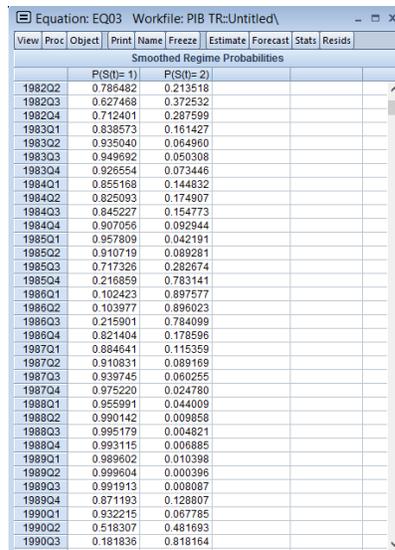


Figura 26

6. ACTIVIDADES PROPUESTAS

1. Complete las siguientes tablas:

Tabla 1: Matriz de variabilidad

Variable	Volatilidad cíclica	Volatilidad cíclica relativa
PBI		
CPR		
CPU		
IBIF		
X		
M		

Tabla 2: Matriz de co-variabilidad

Variable	PBI	Clasificación
CPR		
CPU		
IBIF		
X		
M		

Tabla 3: Matriz de correlación cruzada entre el ciclo del PBI y el ciclo de diferentes variables

Variable	$x(t-5)$	$x(t-4)$	$x(t-3)$	$x(t-2)$	$x(t-1)$	$x(t)$	$x(t+1)$	$x(t+2)$	$x(t+3)$	$x(t+4)$	$x(t+5)$	Clasificación
CPR												
CPU												
IBIF												
X												
M												

2. Calcule el coeficiente de auto correlación de primer y segundo orden, y concluya sobre la persistencia de los componentes cíclicos.

3. Realice el análisis de simetría cíclica para componente cíclico.

4. Replique los casos de aplicación 5.2 y 5.3.

7. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ABAD, A. M, CRISTÓBAL, A. Y QUILIS, E. M (2000). “Fluctuaciones económicas, puntos de giro y clasificación cíclica” en *Informe para el proyecto Tools and Practices For Business Cycle Analysis in National Statistical Institutes of EU (BUSY). WPI: Reviewing and evaluating statistical methods for dating*. Instituto Nacional de Estadística de España.
- ARTIS, M. J., KONTOLEMIS, Z. G. y OSBORN, D. R. (1997), “Business Cycles for G7 and European Countries”, en *Journal of Business*, Vol. 70(2), pp. 249-279.
- BAXTER, M. Y KING R. G. (1999): “Measuring Business Cycles: Approximate Band-Pass Filters For Economic Time Series” en *The Review of Economics and Statistics*, MIT Press. 81(4), pp. 575-593
- BODART, V., KHOLODILIN, K. A. y SHADMAN-MEHTA, F. (2005). “Identifying and Forecasting the Turning Points of the Belgian Business Cycle with Regime-Switching and Logit Models”, Université Catholique de Louvain, ECON, *Discussion Paper 6*.
- BODART, V., KHOLODILIN, K. A. y SHADMAN-MEHTA, F. (2003). “Dating and Forecasting the Belgian Business Cycle”, Université Catholique de Louvain, IRES, Economics Department, *Working Paper 18*.
- BRONFENBRENNER, M. (1969): *Is the Business Cycle Obsolete? Papers from a Conference of the Social Science Research Council Committee on Economic Stability*. N.p.
- BRY, G. Y C. BOSCHAN (1971). *Cyclical analysis of time series: Selected procedures and computer programs* (NBER, New York, NY).
- BURNS, A.F. y MITCHELL, W.C., (1946). *Measuring Business Cycles. National Bureau of Economic Research*, New York.
- CANCELO DE LA TORRE, J. R. (1994): “El comportamiento del ciclo del empleo en Andalucía”, *Boletín Económico de Andalucía*, Vol. 18, pp. 39-53.
- CHAUVET, M. y HAMILTON, J. D (2005). “Dating Business Cycle Turning Points”, *NBER*, Working Paper 11422.
- CHAUVET, M. y PIGER, J. M. (2003). “Identifying Business Cycle Turning Points in Real Time”, *The Federal Reserve Bank of St. Louis*, March/April, pp.47-62.
- CHRISTOFFERSEN, P. F. (2000). “Dating the Turning Points of Nordic Business Cycles, University of Copenhagen”, Department of Economics, EPRU, Working Paper 13.
- DUBOIS, E. (2004). “GROCER 1.0: An Econometric Toolbox for Scilab: An Econometrician Point of View”, Working paper.
- FIORITO, R. y KOLLINTZAS, T. (1994): “Stylized facts of business cycles in the G7 from a real business cycles perspective”, en *European Economic Review*, Vol. 38, pp. 235-269.

HARDING, D. (2008). “Detecting and forecasting business cycle turning points (Preliminary)”. *Working Paper*. Melbourne.

HARDING, D. y PAGAN, A. R. (2006). “Synchronization of cycles”, en *Journal of Econometrics*, vol. 132, pp. 59-79.

HARDING, D. y PAGAN, A. (2003). “A comparison of two business cycle dating methods”, en *Journal of Economic Dynamics and Control*, Vol. 27, pp. 1681-1698.

HAMILTON, J. H. (2010). *Calling Recessions in Real Time*. Working Paper. University of California, San Diego.

HAMILTON, J. D. (1989). “A new approach to the economic analysis of nonstationary time series and the business cycle”, en *Econometrica*, 57, pp. 357–384.

HICKS, J. R. (1950): *A Contribution to the Theory of the Trade Cycle*. Ed. Clarendon Press. Oxford.

HODRICK, R.J. Y PRESCOTT, E.C. (1997): “Postwar U.S Business Cycles: An Empirical Investigation” en *Journal of Money, Credit and Banking*. 29, pp. 1-16.

KING, R.G., Y PLOSSER, C.I., (1994). “Real Business Cycles and the Test of the Adelmans”, en *Journal of Monetary Economics*, Vol. 33, pp. 405 – 438.

KRZNAR, I. (2011). “Identifying Recession and Expansion Periods in Croatia”, *Working Papers w-29*, Croatian National Bank.

RABANAL, C. (2016). “Puntos de Giro en la Economía Argentina”. *Revista de Economía Política*. Universidad de Buenos Aires. *En prensa*.

STOCK, J. H. Y WATSON, M. W. (2010): “Estimating Turning Points Using Large Data Sets”. *Working Paper 16532*. NBER.

TSOUMA, E. (2010). “Dating Business Cycle Turning Points: The Greek Economy During 1970-2010 and the Recent Recession”, *Working Paper*, Centre of Planning and Economic Research.