

Diseño de un indicador adelantado para la actividad económica de Costa Rica¹

Documento presentado en el 7^{mo} Foro de Investigadores de los Bancos Centrales
Miembros del CMCA

Carlos Chaverri Morales
Diana Van Patten Rivera

Serie documentos de trabajo 007-2013
Departamento de Investigación Económica

¹ Versión preliminar al 24 de junio de 2013. Sujeto a revisión y modificaciones.

Las ideas expresadas en estos documentos son de los autores y no necesariamente representan las del Banco Central de Costa Rica.

La serie Documentos de Investigación del Departamento de Investigación Económica del Banco Central de Costa Rica en versión PDF puede encontrarse en www.bccr.fi.cr

Resumen

En este documento se lleva a cabo la estimación de un indicador líder para anticipar los cambios en los puntos de giro de la actividad económica en Costa Rica. Lo anterior mediante la aplicación de dos metodologías. La primera sigue los lineamientos del National Bureau of Economic Research (NBER) y la segunda se vale del uso de un modelo factorial dinámico.

Para esta estimación preliminar se ha hecho uso de 88 variables económicas con periodicidad mensual durante el periodo comprendido entre enero de 2004 y diciembre de 2012. La estimación del ciclo económico de la variable de referencia así como de las variables de cada sector económico se generó mediante tres tipos de filtros: el propuesto por Hodrick y Prescott (1980), el filtro de Baxter y King y un filtro que extrae tendencias lineales de las series. La detección de los puntos de giro y las respectivas fechas de ciclo económico se llevó a cabo mediante la metodología de Bry y Boschan (1971).

Los resultados preliminares sugieren que los puntos de giro del indicador líder compuesto adelantan los puntos de giro del ciclo del indicador de referencia en 15,4 meses.

Si bien el objetivo del trabajo es la elaboración de un indicador líder, se estiman dos indicadores adicionales; uno coincidente y otro rezagado. El primero guarda una correlación con respecto al ciclo de la serie de referencia superior al 90%, mientras que el segundo, el indicador rezagado, no proporcionó información concluyente. La estimación de los indicadores se ha llevado a cabo utilizando el paquete BUSY.

Palabras clave: Modelos de series temporales, números índice y agregación, predicción y simulación

Clasificación JEL.: C22,C43, E27.

Abstract

In this paper we estimate a leading indicator in order to anticipate the turning points of the economic activity in Costa Rica. This is done applying two methodologies. The first approach follows the guidelines of the National Bureau of Economic Research (NBER), and the second method is a dynamic factor model.

As a preliminary approach, 88 economic variables were included, each of them with a monthly periodicity within January 2004 and December 2012. The estimation of the business cycle of the reference variable, as well as the one of each variable in the database, was generated using three types of alternative filters: the one proposed by Hodrick and Prescott (1980), the Baxter and King filter and a filter that extracts linear trends from the series. The detection of the turning points of business cycle and the respective dates for each point were obtained using the Bry and Boschan (1971) methodology.

Preliminary results suggest that the turning points of the leading composite indicator lead in 15,4 months the turning points of reference variable's cycle.

While the aim of this work is the development of a leading indicator, we estimate two additional indicators: a coincident indicator and a lagging indicator. The first one shows a correlation with respect to the reference cycle greater than 90%. The lagging indicator, provides information that is not conclusive. The estimation of the indicators was done using the software BUSY.

Key words: Time-series models, index numbers and aggregation, forecasting and simulation: models and applications

JEL classification: C22, C43, E27

Diseño de un Indicador Adelantado para la Actividad Económica de Costa Rica.²

Contenido

1. Introducción.....	6
2. Antecedentes	7
3. Metodología y criterios de selección.....	8
a) Selección de la serie de referencia de la actividad económica.....	9
b) Selección de la base de datos definitiva.....	9
c) Descomposición de las series de tiempo.....	10
d) El enfoque del NBER.....	12
i. Análisis de correlación entre cada serie y la serie de referencia	12
ii. Análisis de puntos de giro	13
iii. Clasificación de las series individuales	14
iv. Construcción del indicador compuesto definitivo.....	14
e) Análisis Factorial	15
i. Versiones estática y dinámica del modelo.....	16
ii. Especificación del modelo factorial dinámico.....	17
4. Datos y metodología utilizada.....	19
f) Volatilidades relativas y correlaciones móviles de ciclos de variables seleccionadas.....	20
5. Resultados obtenidos.....	21
g) Ciclo estimado e indicadores compuestos.....	21
6. Conclusiones.....	25
7. Referencias bibliográficas.....	26

² Carlos Chaverri Morales chaverrimc@bccr.fi.cr,
Diana Van Patten Rivera vanrd@bccr.fi.cr

Diseño de un indicador adelantado para la actividad económica de Costa Rica

1. Introducción

El Comité de Política Monetaria, en su sesión 121, dispuso que el tema Indicadores Adelantados será uno de los ejes de investigación que se discutirán en el 7° Foro de Investigadores de Bancos Centrales miembros del Consejo Monetario Centroamericano, instando a todos los bancos centrales a desarrollar investigación en esa línea.

Un indicador adelantado, es un indicador compuesto que sintetiza la información de un conjunto de indicadores individuales que han de estar relacionados con la actividad económica. Esta técnica se basa en analizar el comportamiento cíclico de un conjunto de series económicas que tengan la característica de adelantarse a la evolución de la variable que se desea estudiar. Lo anterior se vale del hecho de que los ciclos económicos se componen de sucesiones de expansiones y recesiones que dan origen a puntos de giro (puntos tanto máximos como mínimos).

Los indicadores adelantados se caracterizan por anticipar los puntos de giro de la serie de referencia, es decir, presenta un comportamiento anticipado respecto al ciclo económico y en este sentido tiene un carácter predictivo de los cambios coyunturales de la economía³, por lo que su lectura debe darse en términos de su poder predictivo de cambios en el ciclo y no como una herramienta para medir la intensidad o magnitud de los posibles cambios en el ritmo de la actividad económica.

Hay una amplia cantidad de literatura en lo que respecta a pronósticos macroeconómicos, y en particular la importancia de los indicadores adelantados se reconoce desde hace varias décadas. Lo anterior dado que anticipar los puntos de giro y la dirección de la actividad económica provee de información relevante, mayor claridad y un panorama más completo tanto a los agentes privados como a los encargados de diseñar política económica. Estos indicadores toman aún más relevancia en los últimos años gracias a que la precisión de sus predicciones se ha incrementado debido al uso de técnicas como los modelos factoriales dinámicos, que facilitan aprovechar la información de grandes volúmenes de datos. La técnica de modelos factoriales dinámicos es utilizada en este trabajo y más adelante se explica sus fundamentos teóricos. Y el cuál se implementa y explica en este documento.

Cabe mencionar que salvo los trabajos de Muñoz y Vindas (1993) y de Herrera, Ruiz y Valerio (1994)⁴, en los últimos años no se han llevado a cabo estudios relacionados con la construcción de indicadores adelantados para la actividad económica costarricense, para ninguna periodicidad, y es de particular interés para la formulación de la política económica contar con herramientas de pronóstico de corto plazo, lo cual es coherente con que en este documento se utilicen datos con periodicidad mensual que

³ Este tipo de indicadores demostraron ser particularmente valiosos como insumo para generar proyecciones y análisis desde el tercer trimestre de 2008 al manifestarse síntomas de la crisis financiera internacional, y posteriormente en el primer trimestre del 2009 al anticiparse al final de la recesión económica.

⁴ Para mayor detalle consultar Herrera, Ruiz y Valerio(1994) “ **Índice de quantum para las importaciones de Costa Rica y su aplicación en la construcción de un indicador adelantado de la actividad económica, 1979-1992**” y Muñoz y Vindas (1993) “**Construcción de un índice compuesto de indicadores monetarios adelantados como técnica de pronóstico : caso de Costa Rica, 1976-1991**”

puedan ser actualizados mes a mes. En línea con lo anterior es importante corroborar que los indicadores tengan un buen desempeño en el pronóstico fuera de muestra.

De acuerdo con estos objetivos, este documento presenta diferentes indicadores cíclicos que anticipan los cambios en los puntos de giro de la actividad económica del país medida por medio del “Índice Mensual de Actividad Económica” (IMAE). Se realiza el cálculo de distintos indicadores utilizando dos metodologías. La primera es clásica en la literatura, y corresponde al método del National Bureau of Economic Research (NBER). En segundo lugar se emplea el ya mencionado método factorial dinámico, el cual permite condensar la información procedente de un gran número de indicadores individuales maximizando la varianza explicada por el indicador. Los indicadores que se presentarán se construyen como herramientas prácticas que complementen y den robustez a los pronósticos de corto plazo y a las decisiones de política monetaria.

Este documento está estructurado en cinco secciones, como se explica a continuación. Luego de esta introducción del tema, la segunda sección presentará una breve revisión de literatura donde se expondrán estudios similares para otras economías y las metodologías empleadas. La tercera sección contendrá una reseña de la metodología econométrica utilizada. La cuarta sección presentará los resultados de la estimación y la correspondiente discusión sobre el impacto de la política monetaria. La quinta y última sección presentará las principales conclusiones de la investigación y las recomendaciones del caso.

2. Antecedentes

La importancia de los indicadores cíclicos es reconocida desde hace varias décadas, en particular porque al anticipar la dirección de la actividad económica proporcionan información relevante a los encargados de tomar decisiones de política económica y agentes privados.

En la década de 1930 el National Bureau of Economic Research (NBER) realizó la publicación del trabajo empírico de Burns y Mitchell (1938) donde proponían una lista de indicadores coincidentes, rezagados y anticipados del ciclo económico de Estados Unidos. El NBER hizo publicaciones posteriores que contribuyeron a ampliar los alcances de la técnica propuesta por Burns y Mitchell (op.cit.), como los estudios de Moore y Shiskin (1967), Klein y Moore (1982), y Stock y Watson (1989, 1991, 1992).

Por su parte, el Departamento de Comercio de los Estados Unidos elabora indicadores sintéticos desde la década de los sesenta y desde 1995 la Conference Board de este país realiza publicaciones mensuales de indicadores coincidentes, rezagados y adelantados con referencia a la actividad económica de Estados Unidos, esto con el objetivo de realizar diagnósticos de la economía, y tomar en cuenta la información de las predicciones al elaborar políticas.

En lo que respecta al tema de indicadores cíclicos en América Latina, los avances empíricos son relativamente recientes y se centran en determinar el comportamiento de la actividad económica e inflación principalmente. Entre los países de América del Sur que han realizado varias publicaciones sobre el tema está Chile, entre los estudios más destacan los trabajos de Marcel y Meller (1983), Crispi (1994), Suárez (1998) y Bravo y Franken (2002). Posteriormente Firinguetti y Rubio (2003) estiman un indicador

adelantado utilizando como serie de referencia el Índice Mensual de la Actividad Económica (IMACEC). Además los autores presentan como innovación una descomposición de las diferentes series en tendencia, ciclo, componente estacional y componente irregular, estimando cada parte de forma individual, por ejemplo la estimación del ciclo se realizó mediante un modelo de regresión contraída⁵ (ridge regression). Otro estudio más reciente es el de Pedersen (2008) que utiliza datos mensuales desde 1986 hasta 2007 para calcular un indicador adelantado del IMACEC chileno.

En el caso de Argentina hay dos estimaciones por considerar, la primera llevada a cabo en el año 2000, Jorrat y Cerro realizaron un cálculo de las probabilidades mensuales de que se dieran puntos de giro tanto en el ciclo económico como el ciclo de crecimiento de la economía argentina utilizando la técnica de probabilidades secuenciales recursivas de Neftçi (1982). Construyen además un indicador adelantado y uno coincidente basándose en la metodología del NBER. Posteriormente Melo et al. (2001) estiman un índice coincidente de la actividad económica argentina con un método híbrido, que primero cointegra las series utilizadas y luego aplica la metodología de Stock y Watson (1989).

En Perú, Ochoa y Lladó (2002, 2003) realizan dos estudios para estimar indicadores adelantados, analizando tanto los puntos de giro como el ciclo de crecimiento. Actualmente el Viceministerio de Economía del Ministerio de Economía y Finanzas del Perú publica indicadores adelantados de actividad económica de forma mensual, y los utiliza como herramientas dado que existe un rezago de hasta un trimestre en las publicaciones del PIB efectivo. Por su parte, México realiza estimaciones de indicadores adelantados y coincidentes a la actividad económica de forma mensual. Esta publicación está a cargo del Instituto Nacional de Estadística y Geográfica (INEGI) y se realiza siguiendo los lineamientos del método del NBER.

En Centroamérica, el desarrollo de indicadores cíclicos se ha llevado a cabo por parte de los Bancos Centrales de Guatemala, El Salvador y Costa Rica. En el caso de Guatemala se refiere a un indicador adelantado al ciclo de la inflación y se realizó en el año 2000 mientras que El Salvador realizó el cálculo de un Indicador coincidente y otro adelantado de la actividad económica en el 2009, utilizando tanto la metodología del NBER como el modelo factorial.

Un indicador adelantado agregado fue desarrollado en 2007 por Gallardo y Pedersen valiéndose del método de la OCDE, partiendo de un cálculo individual del índice adelantado para once países latinoamericanos y procediendo posteriormente a realizar una agregación.

3. Metodología y criterios de selección

En este documento se siguen dos enfoques; por un lado se calculan los indicadores buscados mediante el procedimiento del National Bureau of Economic Research (NBER), y un segundo enfoque utiliza el Método del Análisis Factorial Dinámico. Al emplear la metodología del NBER, se aplicarán además una serie de estrategias recomendadas por la Organización para la Cooperación y Desarrollo Económico (OECD, por sus siglas en inglés), las cuáles se refieren a la selección de variables y a su proceso de descomposición.

⁵ La regresión ridge es un método que permite corregir multicolinealidad pero es también un método para seleccionar variables.

Ante cualquiera de los métodos mencionados, el primer paso antes de dar inicio a la construcción de los indicadores fue la selección de la serie de referencia, así como la conformación de una base de datos que cumpliera con ciertos requisitos que serán descritos en esta sección.

a) Selección de la serie de referencia de la actividad económica

Al indagar en la literatura que se refiere a indicadores adelantados, de forma recurrente se alude a los indicadores compuestos que adelantan a la actividad económica de un país o una región. Sin embargo, la actividad económica es una variable no observable, lo cual plantea la necesidad de tomar una decisión sobre cuál indicar usar para medirla. Esta cuestión es un paso crucial, porque los indicadores serán calculados y evaluados en etapas sucesivas en comparación con la serie de referencia que se elija. Más aún, cualquier pronóstico que se realice dependerá de la selección de la variable de referencia que se seleccione.

Una vez seleccionada la variable de referencia de la actividad económica, se procede a identificar todas aquellas series que podrían tener relación con el ciclo de dicha variable y a partir de ahí iniciar la construcción del indicador compuesto adelantado.

Entre los procedimientos que se emplean para medir esta clase de indicadores, en la literatura son frecuentes dos alternativas. La primera consiste en el método utilizado por la NBER, la OECD y otras instituciones que consiste en seleccionar una única variable como serie de referencia. Entre las variables que se han utilizado recurrentemente se encuentran el Producto Interno Bruto (PIB), el ingreso personal, así como variables relacionadas con el empleo como empleo total del sector no agrícola. Este enfoque posee como ventajas ser simple y objetivo, dado que depende de una única medida, sin embargo se cuestiona la capacidad que pueda tener una única variable para capturar correctamente la actividad económica como un todo.

La segunda alternativa sugiere seguir la metodología expuesta por Stock y Watson (1988), quienes proponen medir el “estado de la economía” partiendo de la premisa de que los co-movimientos entre series de tiempo que describen distintos sectores de la economía pueden ser capturados por una variable implícita no observable. Lo anterior va de la mano con el supuesto de que la variable latente no observable es común a las distintas series macroeconómicas, y da lugar a un modelo probabilístico.

En este documento se optó por la primera alternativa descrita y en particular se tomó el Índice Mensual de Actividad Económica (IMAE)⁶ como la variable para aproximar el “estado de la economía”. Esta serie se publica en Costa Rica con periodicidad mensual, y es considerada como una herramienta útil para aproximar la dinámica económica por ser un índice compuesto por indicadores de muchos sectores de actividad de las diferentes zonas del país.

b) Selección de la base de datos definitiva

⁶ El IMAE se define como un índice de quantum tipo Laspeyres, en el cual las cantidades medias producidas, tanto del periodo actual como en el año base, son ponderadas con los precios del periodo base. El IMAE busca medir la dinámica de la actividad económica aproximando la evolución mensual del valor agregado en cada una de las industrias que se consideran para estimar el PIB. Lo anterior casi siempre mediante un cálculo que supone una relación insumo-producto fija, y muestra las variaciones reales que se dan en la producción del mes respectivo. Este índice tiene como año base 1991 y para cada industria su ponderación depende de su participación en el valor agregado a precios del año correspondiente.

Siguiendo las directrices del Conference Board's Business Cycle Indicator Handbook (2001), las series que finalmente se incluyeron en la base de datos se sometieron a pruebas para analizar si cumplían con ciertas características deseables. Los criterios de selección no se aplicaron rigurosamente, lo cual significa que incluso si un indicador no cumplía con todos los criterios evaluados podía conservarse en la base de datos según su importancia en otros aspectos. Los principios generales evaluados se presentan a continuación:

- i) Importancia económica:* La clasificación de los indicadores es un resultado de la sincronización entre la variable y el ciclo económico, pero esta clasificación debe ser racional y coherente con lo que dicta la teoría económica.
- ii) Representatividad:* La series que finalmente forman parte de cada indicador deben representar a los diferentes sectores que componen la economía. De esta manera, el indicador compuesto será capaz de detectar eventuales choques y señales en los distintos sectores. Con esto en mente, series con una amplia cobertura de la actividad económica en su conjunto son preferibles a series que representan un componente estrecho de la actividad económica. Además, el indicador final debería contar con series pertenecientes a distintas ramas de actividad.
- iii) Ajuste a criterios estadísticos:* En esta característica, es importante señalar que los datos no sólo tienen que ser procesados adecuadamente siguiendo los requisitos estadísticos como el muestreo aleatorio o representatividad de la muestra de la población, sino además deben ser generados por fuentes confiables.
- iv) Frecuencia y longitud:* Para efectos de este trabajo, los datos deben estar disponibles de forma mensual, y las series son preferibles entre más largas y menos discontinuidades presenten.
- v) Series oportunas y revisiones:* Para continuar la actualización del indicador compuesto mes a mes, los datos deben publicarse de forma oportuna, además es deseable que las series no se encuentren sujetas a revisiones sustanciales muy a menudo.
- vi) Coherencia en su cronología:* Cada una de las series individuales debe ser clasificada como rezagada, coincidente o adelantada en relación con la serie de referencia, por lo que es importante que estas variables presenten un comportamiento coherente en el tiempo en relación con el ciclo de la actividad
- vii) Suavidad:* Es deseable que las series que conformen la base de datos no muestren un comportamiento errático y sean estacionarias. Esto es debido a que una serie no estacionaria podría conducir a patrones irregulares e inadecuados en los indicadores compuestos finales
- viii) Conformidad:* Un aspecto central es que la serie se adapte bien al ciclo económico, una forma de medir esta conformidad es mediante la correlación entre la serie y la serie de referencia.

c) *Descomposición de las series de tiempo*

Luego de seleccionar la lista de variables que será considerada en el análisis para obtener los indicadores, cada una de las series fue modelada en aras de eliminar el componente estacional, posibles valores atípicos ("outliers"), tendencia y componentes irregulares.

i) Ajustes por estacionalidad

Para efectuar el ajuste estacional, siguiendo las directrices del Sistema Estadístico Europeo, se toman dos enfoques: por un lado se le da un tratamiento individual a cada serie a través de modelos ARIMA y del modelo automático que incorpora el paquete Tramo / Seats⁷. Al aplicar ambos métodos, los resultados fueron bastante parecidos, y finalmente se eligió el enfoque Tramo / Seats, ya que es capaz de predecir cualquier valor faltante, detectar posibles valores atípicos y realizar ajustes por días no comerciales y o de pascua.

ii) Extracción del componente cíclico

Con el fin de filtrar las series, hay varios métodos disponibles en la literatura, todos tienen como objetivo calcular el componente de tendencia. Cada uno dará lugar a un resultado distinto debido a las diferencias en los análisis de puntos de giro, en el análisis de co-movimiento y en la estimación de la indicador final, resultantes de los diversos filtros impuestos. En particular, en este documento se seleccionaron dos filtros para calcular el componente de tendencia de cada serie: el filtro presentado por Hodrick y Prescott (HP) y el filtro estimado por Baxter y King (BK).

El filtro de Hodrick y Prescott (1980), es un filtro de paso alto que elimina bajas frecuencias de los datos. Es ampliamente utilizado en macroeconomía empírica para eliminar el componente de tendencia de los datos. En el proceso de calcular la tendencia se busca minimizar las desviaciones de la tendencia, lo cual se captura en el primer componente de la ecuación. Lo anterior de la mano con el objetivo de suavizar la serie imponiendo una penalización por la variación en la segunda diferencia de la tendencia como un criterio de suavidad, lo cual se plasma en el segundo componente de la siguiente fórmula:

$$(1) \quad HP = \min_{g_t} \left[\sum_{t=1}^T (y_t - g_t)^2 + \lambda \sum_{t=1}^T ((g_{t+1} - g_t) - (g_{t-1} - g_{t-2}))^2 \right]$$

En la ecuación anterior, las desviaciones de la serie con respecto a la tendencia; el ciclo, es representado por $c_t = y_t - g_t$. E claro que entre más grande sea el valor de λ , mayor será la penalización ante variaciones de la tendencia. En el caso de series con periodicidad mensual, se suele utilizar $\lambda = 14400$. Para el caso de Costa Rica, Segura y Vásquez (2011) estimaron un $\lambda = 23000$ para el caso de series mensuales.

A diferencia de los filtros de paso alto, el filtro de Baxter y King (1999) es un *band pass filter*. Esto significa que se eliminan las frecuencias tanto bajas como altas de la serie de tiempo, teniendo en cuenta solo los co-movimientos dentro de los límites inferior y superior $[a, b]$ de la banda de frecuencia del ciclo, la cual se forma a partir de las menores y mayores frecuencias seleccionados. Al aplicar el filtro BK, se decidió conservar los componentes de las series de tiempo que presentaran fluctuaciones periódicas de entre 1,5 y 8 años, según lo recomendado por Baxter y King (1999) para el enfoque NBER. El filtro de BK es simétrico de longitud K , lo que significa que $v_k = -v_k$ en la fórmula que se presenta a continuación y que permite calcular los pesos para el filtro:

⁷ Se pueden encontrar más detalles acerca de este procedimiento en "Brief description of the TRAMO-SEATS methodology", en Modeling Seasonality and Periodicity, Proceedings of the 3rd International Symposium on Frontiers of Time Series Modeling, Instituto de Matemática Estadística, Tokyo, 2002.

$$(2) \quad v_k = \frac{\sin(kb) - \sin(ka)}{k\pi} - \frac{1}{2k + 1} \sum_{k=-K}^K \frac{\sin(kb) - \sin(ka)}{k\pi}$$

La formulación anterior implica que se dispone de valores filtrados para periodos desde $k + 1$ hasta $t - k$, y los valores de k tanto al inicio como al final de la serie se pierden durante el proceso de estimación. Se puede lidiar con este hecho mediante la aplicación de métodos como extender la serie con pronósticos AR.

iii) Análisis del comportamiento cíclico de la serie:

Este paso consistió en un examen gráfico del comportamiento de serie, en busca de series que no presentaran un ciclo definido por razones como, por ejemplo, representar un precio regulado. Estas series fueron eliminadas debido a que su comportamiento podría afectar la potencia y la precisión de los indicadores finales.

d) El enfoque del NBER

El procedimiento en el que se basa este enfoque fue desarrollado inicialmente por Burns y Mitchell (1930) y varios institutos de investigación interesados en ciclos económicos le dieron seguimiento, siendo muy importantes el Centro de Investigación Internacional del Ciclo de los Negocios (CIBCR, por sus siglas en inglés), el Conference Board (Business Cycle Indicators Project) de Estados Unidos, y la Fundación para la Investigación Internacional sobre Negocios y Economía (FIBER, por sus siglas en inglés). Para empezar, como se expuso anteriormente, tanto la escogencia de la serie de referencia como la selección de las variables que conformen la base de datos es crucial. Una vez que esto está hecho, las series deben descomponerse como se describió en la sección anterior.

Luego, se lleva a cabo un análisis de correlación y se identifican los puntos de giro de los ciclos de cada una de las variables incluidas en el sistema, permitiendo clasificar a cada serie como rezagada, adelantada o coincidentes en relación con la serie de referencia. Esta clasificación hace que sea posible calcular cada indicador compuesto, por ejemplo, las variables que se anticipan a la serie de referencia serían los candidatos para conformar el índice compuesto adelantado. Cada uno de estos pasos se explica en esta sección.

i. Análisis de correlación entre cada serie y la serie de referencia

Las correlaciones cruzadas entre cada serie y la serie de referencia se calcularon como una medida de la relación lineal entre las variables, de acuerdo con la siguiente fórmula:

$$(3) \rho_{ii}(k) = \frac{\text{Cov}(z_{it}, z_{i(t-k)})}{\sqrt{\text{Var}(z_{it}) \text{Var}(z_{i(t-k)})}}$$

para $i=1, \dots, N; k \in \mathbb{Z}$. Gracias a este análisis fue posible obtener las correlaciones cruzadas contemporáneas, así como el período en el que ocurrió la máxima correlación cruzada entre cada variable y la serie de referencia. Lo anterior permite clasificar cada variable como coincidente, rezagada o adelantada a la serie de referencia, de acuerdo con este criterio: si la máxima correlación cruzada entre cada variable y la serie de referencia se encuentra en $k > 1$ la serie se clasifica como que adelantada, si se comprueba para $k < -1$ la

serie se clasifica como rezagada, y la serie se clasifica como coincidente si la máxima correlación cruzada entre esta series y la serie de referencia se encuentra entre $-1 \leq k \leq 1$.

Además de examinar cuándo ocurre la correlación cruzada máxima, se analiza su magnitud. En particular, ya que es deseable incluir series que presentan una correlación con la serie de referencia relativamente fuertemente, se aplica la siguiente regla a los datos como un filtro para que la serie se incluya en la base de datos a utilizar: si la correlación cruzada máxima (ρ_{max}) es inferior a 0,4 (en valor absoluto), es decir, $|\rho_{max}| < 0.4$, entonces la serie se elimina de la base de datos y ya no se considera en el análisis (esta regla no es rigurosa, por ejemplo una variable se puede mantener si cumple fuertemente con otros criterios deseables).

ii. Análisis de puntos de giro

El método utilizado para la detección de puntos de giro sigue el procedimiento de Bry y Boschan (1971), incluyendo varios cambios en el tratamiento dado a las series mensuales. Este método normalmente se inicia con una media móvil para eliminar la tendencia, sin embargo, como en etapas anteriores ya se filtraron las series, este paso se omite.

Luego se estima la curva de Spencer mediante la aplicación de una media móvil de Spencer⁸ a la serie sin tendencia, extendiendo los datos a ambos extremos de la serie bajo el supuesto de que la tasa de crecimiento de las primeras 4 y de las últimas 4 observaciones es constante durante los 7 períodos anteriores y los 7 subsiguientes⁹.

El siguiente paso consiste en detectar valores atípicos y reemplazarlos con sus equivalentes en la curva de Spencer. A continuación, se aplica la media móvil de Spencer de nuevo, pero en la serie que tiene el valor atípico corregido. Lo anterior da lugar a una curva de Spencer que ya no presenta los valores atípicos. A continuación, como las series son mensuales, se aplica una media una media móvil de 12 términos y se estima una curva para el "primer ciclo". Así, se calcula un "primer conjunto" de puntos de giro, y los puntos que corresponden al " primer conjunto " se identifican en la curva de Spencer. Cabe mencionar que la búsqueda de los puntos de giro se realiza en el rango $[t-5, t +5]$, donde t es un punto que pertenece al llamado "primer conjunto".

La longitud mínima de una fase se encuentra no menor a los 15 meses, ya que se trata de series mensuales. La siguiente estimación que es conveniente realizar es la del rezago mensual mínimo para los que el promedio de las desviaciones absolutas de crecimiento en el ciclo de Spencer es mayor que el promedio de las desviaciones absolutas de crecimiento en el componente irregular.

⁸El promedio móvil de Spencer es una media móvil que incluye una compensación por una tendencia cúbica que esté presente en los datos. La que se emplea en este documento utiliza 15 puntos con pesos -3, -6, -5, 3, 21, 46, 67, 74, 67, 46, 21, 3, -5, -6, and -3 y puede definirse como:

$$s(L) = \frac{1}{320} \left[\begin{array}{c} 74 + 67(L + L^{-1}) + 46(L^2 + L^{-2}) + 21(L^3 + L^{-3}) + 3(L^4 + L^{-4}) \\ -5(L^5 + L^{-5}) - 6(L^6 + L^{-6}) - 3(L^7 + L^{-7}) \end{array} \right]$$

Una explicación más detallada de la Curva de Spencer y su promedio móvil puede encontrarse en Kenney, J. F. and Keeping, E. S. (1962) *Mathematics of Statistics*. Pt. 1, 3rd ed. Princeton, NJ: Van Nostrand.

Además se recomienda consultar la publicación seminal de Spencer J (1904) *On the graduation of the rates of sickness and mortality presented by the experience of the Manchester Unity of Oddfellows during the period 1893-1897*. J Inst Actuaries 38:334-343

⁹ Esto se define así porque no se aceptan giros si estos se encuentran en los últimos o primeros seis meses de la serie. De igual manera se establece que el primer y último máximo, o mínimo, debe ser al menos tan alto, o tan bajo, como algún valor entre estos y el extremo de la serie.

Una vez obtenida la longitud de los meses de dominancia cíclica¹⁰, el siguiente paso es pasar la serie sin valores atípicos a través de un promedio móvil de precisamente esta longitud. Con esta serie, se puede obtener un "segundo conjunto" de puntos de giro, que corresponde a los de la curva de Spencer. En este proceso, se impone nuevamente una duración mínima de las fases de 15 meses. Por último, el "tercer conjunto" de puntos de giro se calcula eliminando los puntos situados en las primeros 6 y las últimas 6 observaciones; esta vez se impone una longitud mínima de fase de 5 meses.

El siguiente paso de esta etapa es la comparación entre los puntos de giro de cada serie individual con los que se encuentran en la serie de referencia. Además, las medidas de duración, como la media o la mediana de adelanto o rezago en los picos y valles cíclicos, se calculan con el fin de describir mejor los movimientos y la relación entre las series.

iii. Clasificación de las series individuales

Siguiendo la metodología del NBER, debe realizarse una clasificación manual de las series, dividiéndolas en coincidentes, adelantadas o rezagadas en relación con la serie de referencia. En apartados previos, se describieron algunos de los criterios que se aplicaron, y que se compilan a continuación:

- i) Clasificar de acuerdo con el periodo en el que ocurre la máxima correlación cruzada, denotado por k (si este máximo se encuentra para $k > 1$ la serie se clasifica como adelantada, si se encuentra para $k < -1$ la serie se clasifica como rezagada, y la serie se clasifica como coincidente si la máxima correlación cruzada entre la serie y la serie de referencia se encuentra en $-1 \leq k \leq 1$).
- ii) Las series con $|\rho_{max}| < 0.4$ fueron excluidas.

Además, se consideraron otros factores, en particular, se estudiaron en conjunto dos características: el rezago medio y el rezago en el que se produce la correlación cruzada máxima, ya que dan alguna evidencia para proporcionar robustez frente a los criterios de clasificación, a partir de los siguientes aspectos:

- i) Una serie coincidente tendería a presentar un rezago medio de menos de uno en valor absoluto, y una correlación cruzada máxima entre los rezagos 1 y -1.
- ii) Una serie que adelantada por lo presenta un rezago medio mayor que 1 y una correlación cruzada máxima en un período mayor que 1.
- iii) Por último, un rezago medio entre menor que -1 junto con una correlación cruzada máxima en un período menor que 1 apoyaría la clasificación de una serie como rezagada.

iv. Construcción del indicador compuesto definitivo

Ahora, ampliando el enfoque del NBER y según consideraciones del Conference Board (2001), el siguiente paso consiste en calcular las tasas de crecimiento mensual de las series previamente transformada de acuerdo con la siguiente fórmula:

¹⁰ El Mes de Dominancia Cíclica (MDC) de una serie de tiempo es el mínimo número de meses que requiere el componente tendencia-ciclo para dominar el componente irregular. Si la serie tiene un ciclo muy marcado y poca irregularidad, no tomaría mucho tiempo, tal vez 1 ó 2 meses, en que el cambio promedio del componente tendencia-ciclo exceda al cambio promedio del componente irregular. Si la serie tiene ciclos poco marcados tomaría un mayor número de meses para que domine el ciclo al componente irregular.

$$(4) \quad c_{t,i} = C_{t,i} - C_{t-1,i}$$

Para cada serie C_i , $i = 1, \dots, M$ (suponiendo que la base de datos se conforma por M series de tiempo), y en cada período t , se aplica la siguiente fórmula:

$$(5) \quad c_{t,i} = 200 \left(\frac{C_{t,i} - C_{t-1,i}}{C_{t,i} + C_{t-1,i}} \right)$$

Donde $C_{t,i}$ denota la observación i -ésima de la variable en el mes t , y $c_{t,i}$ representa la tasa de crecimiento de dicha variable entre los meses t y $t - 1$. En esta fórmula se estima la tasa de variación a través del cambio porcentual simétrico, en el que los cambios positivos y negativos se consideran de forma simétrica. Por esta razón, si una serie incluye valores negativos, valores iguales a cero, o es una tasa, entonces su tasa de crecimiento mensual estará dada por:

$$(6) \quad c_{t,i} = d_{t,i} - d_{t-1,i}$$

El siguiente paso consiste en estandarizar las tasas de crecimiento de las series. Con este propósito se aplica la siguiente fórmula:

$$(7) \quad s_{t,i} = \frac{c_{t,i}}{\sum_2^N |c_{t,i}| / N - 1}$$

Denotando la nueva serie estandarizada como s y el número de meses en el período de estandarización como N . Finalmente, el último paso antes de obtener el indicador compuesto es la agregación de las series de acuerdo con la fórmula que se presenta a continuación:

$$(8) \quad I_{t,i} = I_{t-1,i} \left(\frac{200 + s_{t,i}}{200 - s_{t,i}} \right)$$

Donde I_t representa el indicador compuesto en el mes t y se asigna el valor de 100 a la primera observación.

e) **Análisis Factorial**

El análisis factorial dinámico pertenece a la categoría de modelos de variables latentes; estos modelos tratan de reducir la dimensión de un conjunto de datos, conservando tanta información de las variables originales como sea posible. Esta reducción se puede hacer debido al supuesto de que las variables originales contienen información redundante, y las variables latentes o implícitas son una síntesis de los originales. Otra hipótesis es que, dadas las variables latentes, las variables manifiestas son condicionalmente independientes. Los modelos de variables latentes se clasifican de acuerdo con el tipo de variables involucradas; si las variables latentes y observables son ambas métricas, el modelo utilizado se llama análisis factorial. Por otra parte, si cualquiera de las variables que intervienen es categórica, el método aplicado se denomina análisis de perfil latente.

De esta manera y como se dijo antes, el análisis factorial es una categoría amplia que denota una variedad de procedimientos que se utilizan principalmente para la reducción y resumen de datos. Además

está clasificada como una técnica de interdependencia, ya que identifica las relaciones interdependientes sin expresar la causalidad o la distinción entre variables dependientes e independientes.

Hay dos condiciones elementales que se deben considerar al realizar un análisis factorial:

- i) **Principio de parsimonia:** se busca simpleza tal que la cantidad de factores sea la menor posible.
- ii) **Interpretación de los resultados:** depende en gran medida de la capacidad y los objetivos del investigador. En términos generales, es deseable ser capaz de comparar los resultados entre sí, y que sea posible interpretarlos dentro de ciertos límites especificados.

Existen pruebas para estudiar si es apropiado utilizar una técnica de análisis factorial dado un conjunto de variables, como el contraste de esfericidad de Barlett, las medidas de adecuación muestral al modelo factorial y la medida de la bondad del ajuste.

Para la construcción de este modelo se supone que la producción en el corto plazo (IMAE) puede ser explicada por cierta cantidad n de factores estimados a partir de una selección de p variables, donde $n < p$. Es decir, se parte de que la información relevante que resume el poder predictivo de un número grande de variables puede resumirse en un número menor de factores no observables.

Hay diferentes circunstancias en las que el análisis factorial puede ser un instrumento útil. Una posible aplicación está relacionada con la detección estructural, incluyendo la identificación de dimensiones subyacentes, también llamados factores, que explican las correlaciones entre un conjunto de variables observables. Otros usos de esta técnica están relacionados para reducir la dimensión del conjunto original de variables, dando lugar a un nuevo conjunto de variables no correlacionadas que resumen la información relevante del conjunto original de variables correlacionadas, y pueden ser utilizados más tarde en un análisis multivariante, como una regresión o un análisis de discriminante.

Como en cualquier modelo de variables latentes, la hipótesis de que exista correlación entre las variables es importante. Varias pruebas aplicadas para determinar si es adecuado utilizar la técnica de análisis factorial en un determinado conjunto de datos, tales como la prueba de esfericidad de Barlett y la prueba de adecuación muestral de Keyser-Meyer Ohlin (KMO).

En particular, para construir el modelo presentado en este documento, se supone que la producción en el corto plazo del país (IMAE) puede explicarse por una cierta cantidad de n factores, estimada a partir de una selección de p variables originales correlacionadas, donde $n < p$. Es decir, se supone que la información relevante que resume la capacidad de predicción de un gran número de variables se puede resumir en un número menor de factores no observados.

i. Versiones estática y dinámica del modelo

Los primeros modelos de análisis factorial estáticos, y una de las publicaciones pioneras sobre el tema usando grandes bases de datos fue presentada por Chamberlain y Rothschild (1983), mientras que Sargent y Sims (1977) estudiaron un modelo de factorial dinámico pero con una base de datos relativamente pequeña. Más tarde, Stock y Watson (1989, 1991), Quah y Sargent (1993) y Camba-Méndez et al (2001) presentan modelos estáticos más sofisticados. A pesar de que las versiones estáticas del modelo han demostrado ser útiles, si el número de variables en la base de datos es grande, no son

eficientes debido a su alto coste computacional, y si este es el caso, se recomienda un análisis de factorial dinámico. Este análisis se puede hacer aplicando una estimación que utiliza el método de componentes principales no paramétrico, tal como se presenta en Stock y Watson (1991), la estimación se realiza en un dominio temporal y proporciona resultados coherentes asintóticamente. También, un procedimiento no paramétrico se describe por Forni et al. (1999,2000), los autores utilizan el método de componentes principales dinámico y el análisis se lleva a cabo en un dominio de frecuencias¹¹.

En este documento, se utiliza el método de análisis factorial dinámico no paramétrico. Entre las ventajas de esta versión dinámica, es importante mencionar que en esta investigación se utilizan conjuntos de datos relativamente grandes, y una versión estática no proporcionaría resultados eficaces, como mencionamos anteriormente, debido a sus costos. En segundo lugar, la aplicación del método dinámico no paramétrico proporciona la clasificación de la serie con respecto a la serie de referencia como un subproducto del proceso de descomposición. Por otra parte, como se verá en detalle más adelante, el análisis puede proporcionar las ponderaciones necesarias para construir el indicador compuesto como una combinación lineal de las variables adelantadas seleccionadas, donde estas ponderaciones dependerán de la capacidad de cada variable para explicar la varianza común entre las series.

Además, es posible calcular los rezagos medios entre los componentes comunes de la serie, así como la correlación cruzada entre el componente común de cada serie y la serie de referencia. Esta correlación cruzada sirve para clasificar cada variable como adelantada, coincidente o rezagada en relación con la serie de referencia, de acuerdo con los siguientes criterios: Si el rezago medio (μ) es mayor que 1, i.e. $\mu > 1$, la serie se clasifica como adelantada, si $\mu < -1$ la serie se clasifica como rezagada, y la serie se clasifica como coincidente si su rezago medio se encuentra entre $-1 \leq \mu \leq 1$.

ii. Especificación del modelo factorial dinámico

Siguiendo el modelo propuesto por Forni et al. (2000), el modelo factorial dinámico generalizado supone que cada una de las variables originales puede ser expresada como una combinación lineal de dos componentes no observables y mutuamente independientes: siendo el primer componente común a todas las series, y el segundo un componente idiosincrático o particular para cada serie. Luego, las N variables observables ($Z_t, j= 1, \dots, .N$), se suponen estacionarias de segundo orden, y cada una de ellas se expresa como una función lineal que depende de los factores comunes latentes (Y_t) y de factores idiosincráticos (U_t) en el período t , de la siguiente forma:

$$(9) \quad Z_t = C_q(L)Y_t + U_t = X_t^q + U_t$$

Donde $C_q(L)$ representa la proyección lineal de Z_t en el espacio generado por el vector Y_t , de dimensión $1 \times q$. Note que X_t^q es un vector $N \times 1$ que representa el componente común de la serie como un todo.

Como parte de la construcción, se supone que X_t^q y U_t son ortogonales entre sí, lo cual hace que tenga sentido plantear la Matriz de Densidad Espectral (SDM, por sus siglas en inglés) de Z_t de la siguiente forma:

$$(10) \quad \Sigma(\omega) = \Sigma_X^q(\omega) + \Sigma_U(\omega)$$

¹¹ Más detalles sobre este tema son expuestos en el capítulo 9 de Brillinger D.R. (1981), Time Series: Data Analysis and Theory, McGraw-Hill.

Definiendo ω como una frecuencia que se encuentra entre $[-\pi, \pi]$ y $\Sigma(\omega), \Sigma_X^q(\omega),$ y $\Sigma_U(\omega)$ como las SDM de $Z_t, C_q(L)Y_t,$ y U_t respectivamente.

i) Estimación de X_t^q

Con el propósito de estimar el componente común entre las series, se aplica el método dinámico de componentes principales propuesto por Forni et al. (2000). En esta subsección se procederá a hacer una breve explicación de este método. Considere la matriz SDM de tamaño $N \times N$ denotada por $\Sigma(\omega)$, así como su j -ésimo eigenvalor $\lambda_j(\omega)$, donde $\forall j > i, \lambda_j(\omega) \geq \lambda_i(\omega)$ para $j, i = 1, \dots, N$ (i.e. los eigenvalores deben estar ordenados del mayor al menor). Además considere el j -ésimo eigenvector de esta matriz, denotado por $p_j(\omega) = \{p_{j1}(\omega), \dots, p_{jN}(\omega)\}$, el cual está relacionado con $\lambda_j(\omega)$.

Hasta este punto, resulta natural concluir que existen N vectores en total, cada uno con la forma $p_j(\omega)$, además, la colección de estos vectores forma un sistema ortonormal. Ahora, luego de proyectar Z_t en los primeros q eigenvalores (los mayores), la proyección resultando puede denotarse de la siguiente manera:

$$(11) \quad X_t^{q*} = B^q(L)Z_t$$

Donde B^q es una matriz $N \times N$ que se calcula como función de los eigenvectores previamente estimados, de acuerdo con la fórmula que se presenta a continuación:

$$(12) \quad B^q(L) = p_1(L^{-1})'p_1(L) + \dots + p_q(L^{-1})'p_q(L)$$

Siendo L un operador de rezago. Entonces, es posible escribir la ij -ésima entrada de B^q como:

$$B_{ij}^q(L) = p_{1i}(L^{-1})'p_{1j}(L) + \dots + p_{qi}(L^{-1})'p_{qj}(L)$$

Vale mencionar que varios supuestos son necesarios para que las últimas dos ecuaciones estén bien definidas, los cuales se detallan en Forni et al. (2000). Así, si se cumplen las hipótesis, B^q da lugar a un estimador consistente de X_t^q . En aras de calcular B^q de forma eficiente, se realiza un análisis espectral. Una vez que el dominio de la frecuencia para $B^q(L)$ es estimado se tiene que

$$(13) \quad B^q(\omega) = p_1(\omega^{-1})'p_1(\omega) + \dots + p_q(\omega^{-1})'p_q(\omega)$$

La expresión anterior se evalúa en un número finito de frecuencias "F" que se encuentran en $[0, \pi]$, donde se calcula la SDM. En consecuencia, si consideramos $[0, 2\pi]$, habrá $2F+1$ frecuencias involucradas y se tendrá que $\omega_1 = 0, \omega_2 = \frac{2\pi}{2F+1}, \dots, \omega_{2F+1} = 2\pi \left(\frac{2\pi}{2F+1}\right)$. Luego de calcular la matriz $B^q(\omega)$ para cada una de estas $2F+1$ frecuencias, es posible obtener las ponderaciones para cada ij -ésima entrada de B^q , que representa el peso de la j -ésima variable original en la estimación del i -ésimo factor latente, y se expresa como:

$$(14) \quad B_{ij}^q(L) = \frac{1}{2F+1} \sum_{k=-F}^F B_{ijk}L^k$$

Con el propósito de calcular estos valores, se utiliza la transformada inversa de Fourier. Bajo el supuesto de distribuciones temperadas¹² de oscilación, el teorema de la Inversa de Fourier hace posible aseverar que si se conoce toda la información sobre las frecuencias y fases de una onda, entonces podemos reconstruir la onda original de forma precisa a partir de esta información, e ir desde el dominio de frecuencias hasta el dominio temporal¹³, y por lo tanto obteniendo cada, B_{ijk}^q como resultado de:

$$(15) \quad B_{ijk}^q(L) = \frac{1}{2F+1} \sum_{k=0}^{2F+1} B_{ij}(\omega_k) e^{ik\omega(k)}$$

Una vez conociendo cada una de estas entradas, se calculan X_t^{q*} y U_t^* dando lugar a una estimación consistente de Z_t^* :

$$(16) \quad Z_t^* = X_t^{q*} + U_t^*$$

4. Datos y metodología utilizada.

Para el presente trabajo se utilizan datos mensuales para el periodo comprendido entre enero de 2004 y abril de 2013. En total se evaluaron 88 indicadores, de los cuales 48 corresponden al sector real, 2 al mercado laboral, 7 variables del sector monetario y 30 del sector externo. La variable de referencia es el IMAE (índice mensual de actividad económica). Con esto lo que se busca es contrastar el ciclo del índice compuesto líder, rezagado o coincidente con el ciclo del indicador de la actividad económica. Esta última serie deberá tener identificados claramente las fases del ciclo (expansiones y recesiones), así como los puntos de giro correspondientes.

Existen diversas metodologías que permiten la estimación del ciclo de una variable. En este documento se utiliza la forma más tradicional para extraer el componente cíclico de cada una de las variables, la cual consiste en eliminar el componente de tendencia y luego filtrar la serie con un filtro estadístico como lo es el Hodrick y Prescott y una segunda estimación con el filtro de Baxter y King. Adicionalmente se estima un filtro lineal. La identificación de los puntos de giro se realiza con el método de Bry y Boschan.

La teoría de los indicadores líderes –sea su objetivo identificar tempranamente los puntos de giro o sea la predicción de la evolución de la actividad económica – no proporciona una metodología estándar para seleccionar las series macroeconómicas que deben incluirse en el índice compuesto. Adicionalmente, las variables deben estar a disposición con facilidad, ser compiladas en una base mensual (no trimestral) y no deberían estar sujetas a revisiones frecuentes.

¹² Este supuesto asegura un espacio que permite definir la transformada de Fourier con generalidad.

¹³ Matemáticamente, la transformada de Fourier $G(\omega)$ es una función continua de frecuencias, con partes reales e imaginarias. Por su parte, la transformada inversa de Fourier $h(t)$, con respecto a la variable ω en el período t puede obtenerse a través de la siguiente fórmula:

$$h(t) = \frac{|s|}{2\pi c} \int_{-\infty}^{+\infty} G(\omega) e^{-is\omega t} d\omega$$

Donde c y s son parámetros que se asume que tienen los valores de 1 y -1 respectivamente. Mayor información sobre este tema y su relación con el análisis de series de tiempo puede hallarse en Pollock, D.S. (2009). *Statistical Fourier Analysis: Clarifications and Interpretations*, Journal of Time Series Econometrics, Berkeley Electronic Press, vol. 1(1)

Uno de los elementos fundamentales en el desarrollo de estas herramientas tiene que ver con la selección de los métodos para la estimación lo cual se complementa además con un tener un adecuado conocimiento de las series con las cuales se está trabajando. Desde el punto de vista práctico esto implica, como se mencionó en párrafos previos:

- i) Conocer los patrones estacionales que caracterizan a las serie.
- ii) Decidir si las series se van a desestacionalizar con un modelo automático o bien con un modelo propio.
- iii) Valorar cómo llevar a cabo el pronóstico: modelos ARIMA o ecuaciones estimadas para las series definitivas.
- iv) Analizar las características adicionales que el investigador considere oportuno valorar.
- v) Inspección visual previa a la agregación de las series.
- vi) Descartar series que no aportan información cíclica.

f) Volatilidades relativas y correlaciones móviles de ciclos de variables seleccionadas

En primer lugar, el ciclo de cada variable se obtiene como la diferencia entre su nivel y su tendencia, calculada mediante el filtro Hodrick-Prescott. En particular, se utiliza un parámetro de suavizamiento lambda (λ) de 23000, correspondiente al valor estimado por Segura y Vásquez (2011) para datos con frecuencia mensual para el caso de Costa Rica.

Para realizar la caracterización de los ciclos se calcula:

- i) Correlaciones cruzadas entre varios adelantos y rezagos del ciclo de cada variable con el valor contemporáneo del ciclo del producto:
- ii) La volatilidad relativa del ciclo de cada variable con respecto al ciclo del producto, medida como el cociente de sus desviaciones estándar:

$$(17) \quad \sigma(X^{cic}) / \sigma(PIB^{cic})$$

Con base en las correlaciones se realiza el análisis de comovimientos entre los ciclos. El signo de la correlación identifica la dirección del movimiento de las variables en relación con el del producto. De esta manera, si la correlación es positiva, de manera que el ciclo de la variable se mueve en la misma dirección que el del PIB, se dice que dicha variable es procíclica; si la correlación es negativa, se dice que la variable es contracíclica, y si ambos ciclos no presentan correlaciones significativas, se dice que la variable es acíclica.

La significancia de los coeficientes de correlación se determinó a partir de intervalos de confianza construidos mediante bootstrapping, con 20 000 iteraciones. De idéntica manera se determinó si las desviaciones estándar de los ciclos son significativamente distintas.

Antes de entrar al análisis de comovimientos, se considera importante realizar una breve reseña del fechado del ciclo y de los eventos más relevantes asociados con sus fases.

Con este procedimiento se ha logrado identificar 22 variables como coincidentes, 38 adelantadas y 29 rezagadas, adicionalmente solamente solo 3 de las correlaciones estimadas resultaron ser no significativas¹⁴.

Este análisis previo facilita la identificación de las series que conformarán los indicadores compuestos bajo las metodologías que fueron seleccionadas.

5. Resultados obtenidos.

La agregación de los datos para la construcción de los indicadores se hace mediante el paquete estadístico BUSY¹⁵. Este software provee dos métodos: el propuesto por el NBER y la utilización del enfoque factorial dinámico.

En total se dispone de 4 tipos de indicadores según las metodologías empleadas y los filtros utilizados:

- i) NBER
 - Indicador Coincidente (IC): con filtro Hodrick y Prescott y con filtro de Baxter King
 - Indicador Adelantado (IA): con filtro Hodrick y Prescott y con filtro de Baxter King

- ii) MFD
 - Indicador Coincidente (IC): con filtro Hodrick y Prescott y con filtro de Baxter King
 - Indicador Adelantado (IA): con filtro Hodrick y Prescott y con filtro de Baxter King

La versión actual del índice incluye todas las variables 88 variables excluyendo aquellas variables que no tienen “significancia económica”.

g) Ciclo estimado e indicadores compuestos

Como se puede observar en el gráfico 1, la aplicación de los tres diferentes filtros para estimar el ciclo de referencia no genera resultados muy distintos en relación con el comportamiento del ciclo del IMAE y las estimaciones previas del ciclo que se han realizado (ver Chaverri,2010).

¹⁴ 21 variables se clasificaron como procíclicas y 69 como contra cíclicas.

¹⁵ Este software desarrollado por la Comunidad Europea permite analizar los ciclos económicos de diversas variables, además brinda la posibilidad de obtener una clasificación de los ciclos económicos según la temporalidad asociada a la variable de referencia de la actividad económica. A diferencia de otros paquetes econométricos, este se especializa en la elaboración de índices sintéticos ya que permite ejecutar los procedimientos utilizados en los Estados Unidos por la NBER y llevar a cabo modelos factoriales dinámicos según la propuesta metodológica de Forni, Hallin, Lippi and Reichlin (2000).

Cuadro 1 : Cronología del ciclo estimado mediante los tres filtros

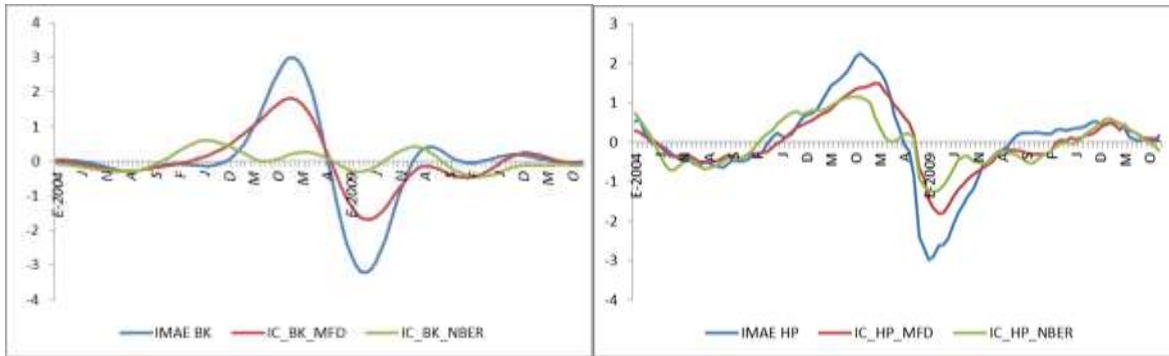
Puntos de giro		Duración		Amplitud		Intensidad	
Pico	Valle	Expansión	Contracción	Expansión	Contracción	Expansión	Contracción
Filtro Hodrick-Prescott							
	feb-05	-	-	-	-	-	-
sep-05	jul-06	7	10	3.806	0.769	0.544	0.077
ene-08	abr-09	18	15	2.090	10.932	0.116	0.729
may-10	feb-11	13	9	9.672	3.495	0.744	0.388
oct-11	dic-12	8	14	3.587	2.546	0.448	0.182
	mediana	10.5	12	3.696	3.020	0.496	0.285
	promedio	11.5	12	4.789	4.436	0.463	0.344
Filtro Baxter-King							
ago-07	feb-09	-	18	-	11.504	-	0.639
dic-09	dic-10	10	12	11.235	4.527	1.123	0.377
	mediana	10	15	11.235	8.015	1.123	0.508
	promedio	10	15	11.235	8.015	1.123	0.508
Linear Detrending							
feb-08	feb-09	-	12	-	11.351	-	0.946
ene-10	sep-10	11	8	12.161	4.218	1.106	0.527
mar-12		18	-	3.978	-	0.221	-
	mediana	14.5	10	8.070	7.784	0.663	0.737
	promedio	14.5	10	8.070	7.784	0.663	0.737

Fuente: Elaboración propia.

Una vez estimado el ciclo de la variable de referencia y determinado los puntos de giro de la actividad económica se utiliza el paquete estadístico BUSY para la agregación de las variables económicas. Cabe mencionar que este paquete de cómputo permite ejecutar dos procedimientos: el del NBER y el de un modelo factorial dinámico. Para implementar el primero, es necesario conocer de previo cuales son las variables que se consideran como coincidentes, adelantes y rezagadas, por lo que el análisis llevado previamente y comentado en la sección 3.1 es fundamental para dicho procedimiento. Para la implementación del segundo método – modelo factorial dinámico (en adelante MFD)- la clasificación de las series se hace de forma automática.

Como se puede apreciar en el gráfico 2 a continuación, el indicador coincidente estimado a partir de las series filtradas con el filtro de BK y utilizando el MFD guarda una mejor relación con respecto al ciclo del IMAE. La correlación entre estos indicadores es superior al 90%, mientras que al utilizar el la metodología del NBER, la correlación no supera el 50% indistintamente del tipo de filtro utilizado.

Gráfico 2: Indicadores coincidentes metodología MFD y NBER.

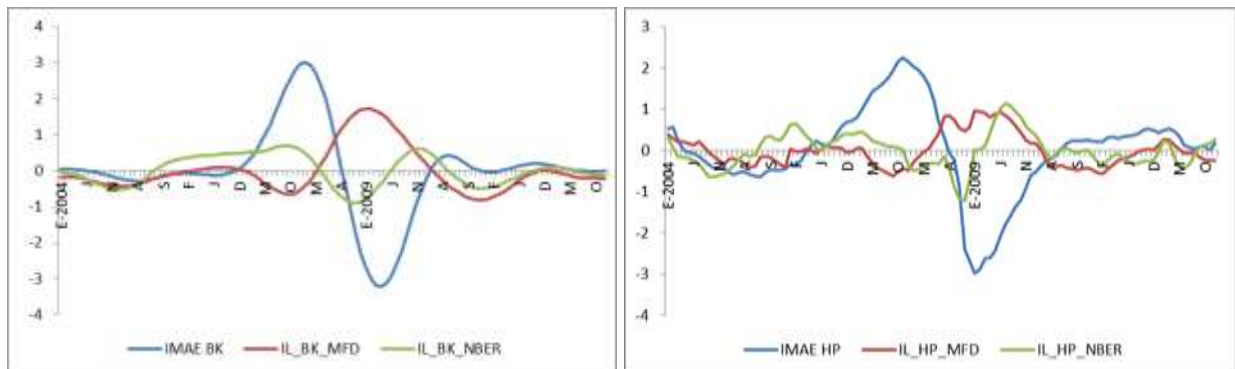


Fuente: Elaboración propia.

El indicador coincidente estimado utiliza información de las siguientes variables económicas: indicadores de actividad económica de los socios comerciales, indicadores de comercio exterior, ventas de energía y combustibles, ingresos tributarios, agregados monetarios y tasas de interés.

El caso del indicador adelantado es más relevante por ser el objetivo principal de este trabajo, nuevamente se vuelve a identificar que existe una mejor predicción de los cambios en los puntos de giro de la variable de referencia cuando se utiliza el modelo MFD sin importar el tipo de filtro que se utiliza para generar los ciclos de las series (gráfico 3)

Gráfico 3: Indicadores adelantados metodología MFD y NBER

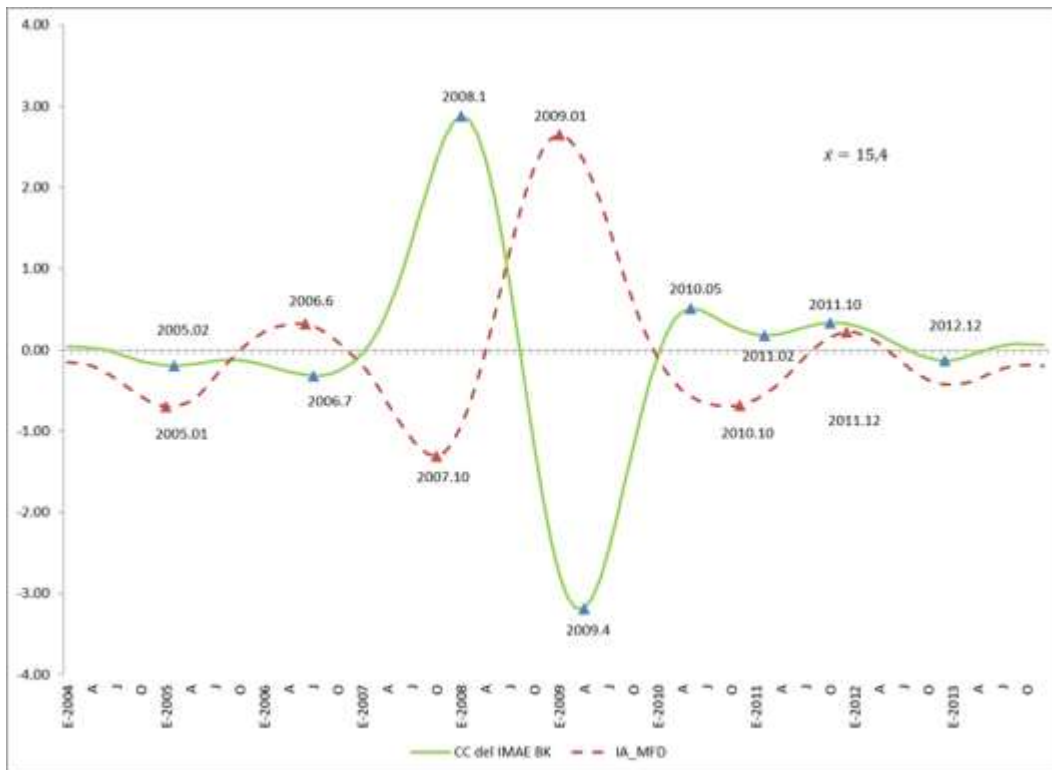


Fuente: Elaboración propia.

Por ejemplo, como se puede apreciar a continuación en el gráfico 4, si se toma como referencia el indicador líder estimado mediante la metodología MFD y las series filtradas con el procedimiento de Baxter y King se obtiene que en promedio los puntos de giro del indicador líder adelantan 15,4 meses los puntos de giro del ciclo de la variable de referencia. No obstante es necesario mencionar que en la práctica es difícil encontrar un índice que mantenga el mismo nivel de adelanto o uniformidad en ciclos diferentes. Asimismo, de la literatura revisada se destaca que no es infrecuente la presentación de falsas alarmas de puntos de quiebre o la no identificación de un punto de quiebre.

El indicador compuesto adelantado contiene información de precios, indicadores de salarios mínimos, la actividad económica de Estados Unidos, exportaciones de bienes regulares entre otros indicadores del sector industrial.

Gráfico 4 Indicadores coincidentes y ciclo del IMAE
 - Meses promedio de anticipación del IABK-preliminar-



Fuente: Elaboración propia

La principal característica de un indicador rezagado es la de responder con cierto desfase a los puntos de giro ya experimentados por la economía, esto permite con carácter confirmativo, revalidar el comportamiento de la actividad económica en meses posteriores al indicar el estado de los desequilibrios de la economía. Sin embargo, para este ejercicio los indicadores rezagados estimados aportan poca información para confirmar el estado pasado de la economía y en todos los casos su comportamiento se asemeja más al de un indicador coincidente. Futuros trabajos deberán de concentrarse en encontrar, si es posible, un mejor conjunto de variables que puedan confirmar las fases por las que atravesó la economía.

6. Conclusiones.

En el presente trabajo se ha estimado de manera preliminar un indicador adelantado para la actividad económica de Costa Rica, este indicador sugiere que en promedio las puntos de giro del indicador

compuesto anticipan en 15,4 meses los puntos de giro IMAE -indicador de referencia seleccionado-. Para lo anterior se examinó un total de 88 series de variables macroeconómicas representativas del sector real, sector monetario, mercado laboral y sector externo. Cabe mencionar que en otros países la construcción de este tipo de indicadores descansa sobre la base de información que se desprende de un gran número de encuestas económicas, situación que para el caso costarricense no es posible incorporar debido a la falta de encuestas de corto plazo o bien a los pocos datos que otras apenas registran.

Adicionalmente, aprovechando la disponibilidad de información se construyeron dos indicadores adicionales, un indicador coincidente y un indicador rezagado. El primero, guarda una alta correlación (cercana al 90%) con el ciclo de la variable de referencia; el segundo no aporta información relevante para validar por el momento las etapas de expansión y contracción que experimentó la economía costarricense en el periodo comprendido entre enero de 2004 y diciembre de 2012.

Este tipo de indicadores son útiles para brindar información adicional a las autoridades económicas sobre el estado actual de la economía y su construcción suele ir acompañada además de elementos prospectivos que permitan a las autoridades económicas prever el rumbo de la actividad económica, con lo cual una de las tareas futuras es la de extender este trabajo al campo de pronóstico de corto plazo, con lo cual se convierte en una herramienta que complementa el análisis que se desprende del estudio de otros indicadores tales como la evolución de la brecha del producto y los indicadores del sector real.

Es necesario además incorporar al análisis indicadores económicos con un mayor nivel de desagregación ya que utilizar datos agregados podría estar eliminando información relevante que información con un mayor nivel de detalle podrían estar revelando sobre la coyuntura actual de la economía, obviando información que para un banco central resulta relevante para considerarse en los ejercicios de programación macroeconómica y de esta forma identificar posibles presiones inflacionarias.

Finalmente, es común que las instituciones que estiman este tipo de indicadores divulguen la información al público, con lo cual uno de los trabajos futuros sobre este tema es la de construir un índice que convierta la información cíclica en un indicador de difusión para el público.

7. Referencias bibliográficas

Acevedo, Bello y Cantú (2010), *“Indicadores adelantados para América Latina”*. División de Desarrollo Económico, CEPAL.

Baxter y King (1999), *“Measuring Business Cycles: Approximate Band-Pass Filters for Economic Time Series”*, Review of Economics and Statistics, MIT Press, vol. 81(4), pp. 575-593.

Birchenall, Javier; Maurer, Martín; Uribe, Camila (1996). *“Un sistema de indicadores líderes para Colombia”*. Archivos de Macroeconomía. N° 49. República de Colombia

Bravo y Franken (2002). *“Un indicador líder del IMACEC”*, Análisis Económico, No. 17.

Bry, G. y Ch. Boschan (1971) *“Cyclical Analysis of Economic Time Series: Selected Procedures and Computer Programs”*, NBER, pp. 64-150. National Bureau of Economic Research, Inc.

- Burns y Mitchell (1946), **Measuring Business Cycles**, National Bureau of Economic Research, Studies in Business Cycles, No. 2, New York.
- Crispi (1994). **“Indicadores líderes en Chile: diseño y extracción de señales”**, Estadística y Economía”, No.8, Instituto Nacional de Estadística.
- Firinguetti, L; Rubio, H. (2003), **“Indicadores líderes del IMACEC”**, Documento de Trabajo 208, Banco Central de Chile.
- Fiorentini y Planas. (2003), **Busy Program User Manual**. Tools and Practices for Business Cycle Analysis in European Union. EC Fifth Framework Program
- Forni, Hallin, Lippi, y Reichlin (1999), **“Reference Cycles: The NBER methodology revisited”**.
- Forni, Hallin, Lippi, y Reichlin (2000), **“The Generalized Factor Model: Identification and Estimation”**, The Review of Economic and Statistics, Volume 82, N° 4.
- Forni, Hallin, Lippi, y Reichlin (2001), **“Coincident and Leading Indicators for the Euro Area”**. The Economic Journal, Col. 111, No. 471. Conference Papers (May, 2001), pp. C62-C85. The Review of Economics and Statistics, Vol 82, N° 4.
- Forni, Hallin, Lippi, y Reichlin (2005), **“The Generalized Dynamic Factor Model: One-Sided Estimation and Forecasting”**. Journal of the American Statistical Association 100 (471): 830–40.
- Fuentes, Julieta; Salazar, Ricardo (2009), **“Cálculo de un Indicador Coincidente y Adelantado de la actividad económica salvadoreña”**, Documento de Trabajo N°. 2009 – 01. Departamento de Investigación económica Banco Central de Reserva de El Salvador.
- Gallardo y Pedersen, M. (2007). **“Un sistema de indicadores líderes compuestos para la región de América Latina”**, Estudios Estadísticos y Prospectivos Series, No. 51, CEPAL.
- Guidetti y Gyomai (2012). **“OECD System of composite leading indicators”**. CEPAL.
- Hodrick y Prescott, (1980), **“Postwar U.S. Business Cycles: An Empirical Investigation”**, Carnegie Mellon University discussion paper, No. 451.
- INEGI, **“Sistema de indicadores compuestos coincidente y adelantado”**, documento disponible en la web del INEGI.
- Jorrat, J.; Cerro, A. (2000). **“Computing turning point monthly probability of the Argentinian economy according to the leading index: 1973-2000”**, Estudios de Economía, Vol. 27, No. 2, Universidad de Chile.
- Kikut y Muñoz (1999), **“Diseño de un índice sintético adelantado para la inflación: el caso de Costa Rica”**. División Económica, Banco Central de Costa Rica.
- Klein, P. A.; G. H. Moore (1983), **“The Leading Indicator Approach To Economic Forecasting – Retrospect and Prospect”**, NBER Working Paper Series No. 941.

- Neftci, S. (1982), "**Optimal Prediction of Cyclical Downturns**", Journal of Economic Dynamics and Control, No. 4, pp. 225-241.
- Rand y Finn. (2002). "**Business Cycles in Developing Countries: Are They Different?**," World Development, Elsevier, vol. 30(12), pages 2071-2088, December.
- Segura Vásquez, (2011) "**Estimation of the Hodrick and Prescott Filter smoothing parameter for Costa Rica**", Reporte técnico, Banco Central de Costa Rica
- Stock y Watson (1988), "**A Probability Model of the Coincident Economic Indicator**", NBER Working Paper # 2772.
- Stock y Watson (1989), "**New Indexes of Leading and Coincident Economic Indicators**", NBER Macroeconomics Annual, pp. 351-95.
- The Conference Board (2001), **Business Cycle Indicators Handbook**, New York, NY: The Conference Board.