



UNIVERSIDAD
DE LA REPÚBLICA
1810



Facultad de Ciencias Económicas y de Administración
Universidad de la República

**UNIVERSIDAD DE LA REPÚBLICA
FACULTAD DE CIENCIAS ECONÓMICAS Y
ADMINISTRACIÓN**

Tesis presentada para obtener el Título de Magíster en Economía

**LA INFLACIÓN SUBYACENTE EN
URUGUAY:
UN INDICADOR BASADO EN EL
ANÁLISIS FACTORIAL DINÁMICO
GENERALIZADO**

Autor: Patricia Carballo

Tutor: Rosanna Fernández Castro

Montevideo, Uruguay

Marzo de 2008

RESUMEN

En este trabajo se presenta un indicador de inflación subyacente para la economía uruguaya, que resulta de extraer el componente de largo plazo de la tasa de variación del IPC que es común a un grupo amplio de variables de precios, producto, demanda agregada, indicadores del mercado laboral, y variables monetarias y financieras. La obtención de este indicador, con base en la propuesta de Cristadoro *et al* (2003), consiste en aplicar el Modelo Factorial Dinámico Generalizado (MFDG) de Forni *et al* (2000, 2002).

El indicador presentado posee dos características que lo hacen apropiado para el análisis de la tendencia inflacionaria. En primer lugar, permite resumir, en un único indicador, información sobre las presiones inflacionarias, implícita en el comportamiento de un gran número de variables. En segundo lugar, filtra simultáneamente los dos tipos de distorsiones que afectan al IPC: los movimientos idiosincrásicos y la volatilidad de corto plazo.

El indicador de inflación subyacente estimado presenta una evolución más suave, en comparación con la tasa de variación del IPC y se encuentra fuertemente correlacionado con ésta.

El indicador se evaluó tomando en consideración su contenido informativo respecto a la evolución futura de la tasa de variación del IPC. En este punto, la evidencia recolectada sugiere un buen desempeño predictivo del indicador de inflación subyacente presentado.

Palabras Clave: Inflación Subyacente, Modelo Factorial Dinámico Generalizado, Política Monetaria, Uruguay.

ÍNDICE

I. INTRODUCCIÓN.....	4
II. LA DISCUSIÓN SOBRE LA INFLACIÓN SUBYACENTE.....	11
II.1. Principales enfoques y antecedentes	12
II.2. Criterios de evaluación de los indicadores	21
III. LA INFLACIÓN: ALGUNOS CONCEPTOS TEÓRICOS	25
IV. MARCO METODOLÓGICO.....	33
IV.1. El modelo factorial dinámico generalizado	35
IV.2. Procedimiento de estimación	40
IV.3. Predicción.....	47
V. ANÁLISIS EMPÍRICO.....	48
V.1. El panel de datos.....	48
V.2. Tratamiento de los datos.....	53
V.3. De la Matriz de Covarianzas a la Matriz de Densidad Espectral.....	55
V.4. La determinación del número de Factores Comunes Dinámicos	58
V.4. Análisis espectral y estructura dinámica del panel.....	64
V.5. El indicador de Inflación Subyacente	68
VI. EVALUACIÓN DEL INDICADOR.....	75
VI.1. Estimación de la Ecuación de Cogley.....	76
VI.2. Test de Causalidad de Granger - Capacidad de anticipación temporal	79
VI.3. Habilidad Predictiva del Indicador	82
VII. PREDICCIÓN	86
VIII. CONCLUSIONES	88
IX. BIBLIOGRAFÍA	91
X. ANEXO A - Descripción de las series	96
XI. ANEXO B - Análisis espectral: principales características.....	102
XII. ANEXO C – Principales Supuestos y Procedimiento de Estimación.....	109
XII.1. El modelo.....	109
XII.2. Estimación de las covarianzas	114
XII.3. Estimación del espacio factorial	119
XII.4. Estimación de la Inflación Subyacente.....	121
XII.5. Tratamiento de desbalances al final de la muestra	122
XIII. ANEXO D - Resultados Econométricos	125

I. INTRODUCCIÓN

En Uruguay, a partir del abandono del régimen de bandas cambiarias, la política monetaria implementada por el Banco Central se ha orientado al control de la inflación mediante la fijación de metas de carácter monetario en una primera etapa y más recientemente de tasas de interés, consistentes con una senda inflacionaria preestablecida.

Para diseñar la política monetaria resulta clave contar con una medida de inflación subyacente que permita aproximarse adecuadamente a la inflación, definida como la tendencia generalizada al aumento sostenido de los precios asociada a un fenómeno sostenido de pérdida de valor de la moneda. Las medidas usuales de movimientos del Índice de Precios al Consumo (IPC) se refieren a cambios en el costo de vida y no a este concepto monetario de la inflación. La autoridad monetaria debería centrar su atención en la inflación monetaria, en un índice cuya variación refleje la inflación que genera los costos que los bancos centrales suelen querer evitar; estos costos se generan en la medida que la inflación afecta la coordinación de las actividades económicas y desalienta el uso del dinero en las transacciones.

Sin embargo, como subraya Wynne (1999) hasta la propia definición de inflación monetaria es problemática:

Suponiendo que se produce un aumento del precio del petróleo (shock de oferta negativo) que reduce el nivel de producto y la demanda real de dinero. Si el banco central no modifica la oferta monetaria M^s , P debe crecer para equilibrar el mercado monetario:

$$\frac{M^s \downarrow}{P \uparrow} = L(Y \downarrow, R) \downarrow$$

¿Es el aumento de P inflación monetaria?

- No, porque no fue provocado por el banco central.
- Sí, porque el banco central pudo haberlo evitado, reduciendo la base monetaria.

En última instancia, la tasa de inflación es determinada por el crecimiento de la oferta monetaria, en relación a su demanda, es decir conjuntamente por la autoridad monetaria y el sector privado.

Ahora bien, debido al rezago con que incide la política monetaria sobre la evolución de los precios, los shocks temporales están fuera de su control. Por lo tanto, la política monetaria debe concentrarse en la evolución del nivel de precios en el mediano y largo plazo.

Con este propósito se hace necesario interpretar adecuadamente los movimientos del IPC, tarea particularmente complicada debido a la existencia de shocks de precios relativos y de perturbaciones de carácter transitorio que lo afectan. Aquellos shocks que no tengan efectos en la inflación de largo plazo (shocks de precios relativos, shocks de oferta y de demanda transitorios) no requieren una respuesta de política monetaria. Por lo tanto, se hace necesario distinguir los movimientos en el IPC que reflejan estos shocks de aquellos que reflejan presiones inflacionarias subyacentes.

En un contexto de precios flexibles, sin cambios en la política monetaria, un shock sectorial asociado, por ejemplo, a un cambio tecnológico o de preferencias lleva a un ajuste instantáneo de precios relativos, dejando incambiado el nivel general de precios, y por ende la tasa de inflación. Sin embargo, en la práctica el IPC, tomado usualmente como base para el cálculo de la tasa de inflación, se ve afectado por shocks de precios relativos.

¿Por qué?

- Los precios y salarios no son completamente flexibles en el corto plazo debido, por ejemplo, a que las empresas deben enfrentar costos de menú a la hora de ajustar sus precios o a la existencia de contratos que impiden el cambio continuo de precios y salarios. En este contexto, los precios relativos se ajustan lentamente.

- La existencia de shocks de oferta o de demanda que sólo afecten a ciertos mercados (idiosincrásicos) provocan cambios de precios relativos que se reflejan en la tasa de variación del IPC por un determinado período más o menos largo.

Adicionalmente existen problemas inherentes a la construcción del IPC que también dificultan la interpretación de sus movimientos:

- Su cobertura no es total. Si, por ejemplo, un cambio en las preferencias del público afecta a dos bienes, uno incluido en el IPC y otro no, el cambio de precios relativos se transforma en una variación del IPC que, de haber estado los dos bienes incluidos en el índice, no se habría producido.
- La utilización de ponderaciones fijas hace que no se refleje en el índice la sustitución entre bienes que generalmente surge como respuesta a los shocks de precios relativos (sesgo de sustitución).
- Su canasta se actualiza con poca frecuencia. En este sentido, la aparición de nuevos productos genera sesgos en la medición del IPC.

- Los cambios en la calidad de los bienes incluidos en la canasta del IPC generan errores de medición cuya importancia varía en el mismo sentido que la tasa de progreso técnico.

Otra dificultad se genera en que por construcción el IPC es una serie que agrega componentes que presentan diferentes características, en cuanto a ciclicidad, erraticidad y estacionalidad.

La existencia de shocks puntuales sobre el nivel general de precios también dificulta una adecuada evaluación de la evolución de la inflación. Un caso particularmente complicado es comprender la evolución de la usualmente utilizada tasa de inflación interanual, que compara el nivel de precios corriente con el de hace 12 meses. En efecto, un cambio de una vez y para siempre en el nivel de precios afecta a la tasa de inflación interanual durante todo un año hasta que abandona la comparación anual. Por lo tanto, la evolución de esta tasa de inflación puede reflejar tanto cambios de precios que están ocurriendo actualmente como cambios de precios que ocurrieron el año anterior. En particular, este filtro es un indicador rezagado de los cambios en la tendencia inflacionaria, siendo representativo de la situación vigente 6 meses atrás. Asimismo, las alteraciones en el patrón estacional de los cambios de precios de un año al otro también pueden inducir ruido en la tasa de inflación interanual.

En síntesis, el ruido implícito en la tasa de variación del IPC dificulta una adecuada evaluación de las presiones inflacionarias, insumo fundamental para la toma de decisiones en cuanto al ajuste de la política monetaria. Esto subraya la necesidad de identificar la inflación subyacente, que surge de aislar “el componente permanente o de largo plazo de la inflación que depende de las variables económicas fundamentales”¹, de forma de minimizar el impacto de shocks idiosincrásicos y transitorios sobre las decisiones de política económica.

En esta investigación se presenta un indicador de inflación subyacente para la economía uruguaya que resulta de extraer el componente de largo plazo de la tasa de inflación (medida como la tasa de variación del IPC), que es común a un grupo amplio de variables de precios, monetarias, reales y financieras. Este trabajo se basa en la propuesta de Cristadoro, Forni, Reichlin y Veronese (2001, 2003), quienes aplican el Modelo Factorial Dinámico Generalizado (MFDG) de Forni et al (2000, 2002) para construir un indicador de inflación subyacente para el Área Euro.

¹ “Inflación subyacente en el Perú”, Luis Valdivia, Lucy Vallejos, Banco Central de Reserva del Perú.

El indicador de inflación subyacente es evaluado en función de su capacidad de predecir la tasa de inflación *headline* (variación interanual). Esta elección se sustenta en que se considera que la forma más adecuada de evaluación consiste en identificar qué tan bien cumple la función para la cual fue construido, es decir qué tan informativo es respecto a la evolución futura de la inflación, teniendo en cuenta que el éxito de la política monetaria depende fuertemente del grado de consistencia de los anuncios respecto a la inflación que efectivamente se observe.

II. LA DISCUSIÓN SOBRE LA INFLACIÓN SUBYACENTE

Si bien en teoría, la inflación se define como el incremento sostenido del nivel general de precios de la economía, en la práctica se mide usualmente a partir de la evolución del índice de precios al consumidor (IPC), variable que incluye tanto componentes permanentes como transitorios. Sin embargo, de acuerdo a la definición, sólo un incremento persistente y generalizado de los precios corresponde al concepto de inflación, mientras que las fluctuaciones transitorias del IPC no cumplen este criterio. En el contexto en que el principal objetivo del Banco Central es la estabilidad de precios, se requiere un indicador que considere sólo el componente permanente de la variación del IPC al que se denomina inflación subyacente.

Como sugiere Wynne (1999), el cambio en el precio de un bien, π_{it} , se puede descomponer en un componente de variación común a todos los bienes, Π_{it} , y un componente de cambio en el precio relativo, r_{it} :

$$\pi_{it} = \Pi_{it} + r_{it} \quad \text{donde: } \pi_{it} = \ln p_{it} - \ln p_{it-1}$$

$$\Pi_{it} = \ln p_t - \ln p_{t-1}$$

En términos de la descomposición anterior, el estudio de la inflación subyacente apunta a diferenciar cambios en el nivel general de precios Π_{it} que presentan cierta persistencia, de movimientos transitorios que obedecen a cambios de precios relativos r_{it} y a shocks transitorios sobre el nivel general de precios.

II.1. Principales enfoques y antecedentes

En la literatura los indicadores de inflación subyacente han sido desarrollados mediante diferentes aproximaciones:

◆ *Ex. Food & Energy*

Esta metodología implica excluir de forma discrecional los componentes del Índice de Precios considerados más volátiles, por ejemplo alimentos y energía. En ambos casos, la exclusión se fundamenta en que los shocks de oferta transitorios pueden causar grandes cambios en los precios. Sin embargo, en el caso de la energía es muy probable que existan presiones persistentes desde el lado de la demanda que afectan el precio de esos bienes. Así, la exclusión de los precios de la energía puede implicar pérdida de información valiosa acerca de la inflación subyacente.

Este argumento es especialmente relevante en la situación actual en Uruguay. Los shocks de oferta tienden a hacerse más persistentes, no sólo porque lo son los aumentos de precios internacionales que los sustentan, sino porque existe indexación en la economía. En este contexto, una medida de inflación subyacente que ignore estos shocks debe ser tomada con precaución.

◆ *Medias truncadas*

Este enfoque se basa en excluir las colas de la distribución de las variaciones individuales de precios (*trimmed mean*). La motivación para su uso se basa en que las variaciones de precios que se encuentran en las colas de la distribución pueden contener menos información sobre las presiones inflacionarias subyacentes que las que se ubican en el centro. Esta técnica propuesta por Bryan y Cecchetti (1994), tiene su sustento teórico en el modelo de costos de menú de Ball y Mankiw (1995). Supongamos que las firmas pueden ajustar sus precios sin enfrentar costos, a intervalos regulares, y que también pueden ajustarlos dentro de cada intervalo, pero incurriendo en un costo fijo². Supongamos que la economía enfrenta un shock de oferta que presiona al alza a algunos precios relativos, pero no al nivel general de precios. Solamente los precios “deseados” por

² Estos conceptos fueron tomados de Bakhshi y Yates (1999).

unas pocas firmas se incrementan considerablemente, mientras que los correspondientes al resto de las firmas de la economía caen en una pequeña proporción, dejando incambiado el nivel agregado de precios “deseados”. Únicamente a las firmas que enfrentan grandes cambios en los precios “deseados” les valdrá la pena afrontar el costo de menú y ajustar los precios actuales. En este caso, una medida del nivel agregado de precios que promedie todos los cambios de precios en la economía mostrará un incremento, aún cuando el nivel agregado de precios “deseado” no haya cambiado. En el largo plazo, una vez que todas las firmas ajusten sus precios, los precios actuales convergerán a los “deseados”, y el promedio de los precios “deseados” será igual a la media de los precios actuales.

En esa economía, es posible obtener una medida más precisa del nivel general de precios basada en los precios “deseados”, es decir en los precios a los cuales los precios actuales convergerán en el largo plazo. Esta medida se obtiene ignorando los cambios de precios que son lo suficientemente grandes tal que valga la pena afrontar los costos de menú.

Sin embargo, en la medida que existan shocks de demanda agregada que provoquen variaciones de precios de gran magnitud, al remover las colas es posible perder información. Supongamos que en la economía los agregados monetarios crecen a una tasa constante (shocks positivos de demanda

agregada), crecimiento lo suficientemente pequeño tal que no justifica afrontar los costos de menú que se generan por ajustes discretos de precios. Si los reajustes de precios se realizan de forma escalonada, entonces aún cuando los precios relativos “deseados” no cambian, los precios actuales irán cambiando en función de las fechas de reajuste de cada firma. Pero una media recortada descartará estos cambios de precios. En esta economía, debería asignarse más peso a las observaciones que se encuentran en la cola de la distribución de las variaciones de precios, ya que éstas contienen más información acerca del sendero subyacente del nivel general de precios. Un resultado similar se obtiene en una situación en la cual las firmas no deben afrontar costos de menú para ajustar sus precios, pero son afectadas y/o reaccionan de forma diferente y en distintos momentos a los shocks de demanda agregada.

Este argumento evidencia que la existencia de shocks continuos de demanda agregada puede, en ciertas circunstancias, afectar la utilidad de las medias recortadas como indicador de inflación subyacente. Asimismo, su uso presupone la importancia de los costos de menú como fenómeno económico.

◆ *Índices de precios ponderados*

Esta metodología consiste en reponderar los precios según su importancia relativa como señal inflacionaria.

Diewert (1995) y Dow (1994) utilizan como criterio la volatilidad de los precios relativos en relación a la volatilidad promedio del índice. El indicador consiste en realizar un promedio ponderado de las variaciones de precios, en donde la ponderación está dada por la inversa de la varianza en los precios.

Joanne Cutler (2001) utiliza como criterio la persistencia que han mostrado en el pasado las variaciones de los distintos componentes del índice de precios. Este indicador se basa en el concepto de inflación subyacente de Blinder (1997), que define la *core inflation* como el componente durable y persistente de la inflación *headline*.

La principal limitación de esta aproximación se basa que las ponderaciones pueden cambiar una vez que han sido incorporadas en el diseño de la política.

◆ *Extracción del Componente de Largo Plazo*

Esta aproximación se basa en separar, mediante el uso de técnicas estadísticas y econométricas, el componente de largo plazo de las variaciones de los precios del componente idiosincrásico, explotando las relaciones históricas entre la inflación y sus determinantes. Estas técnicas involucran el uso de medias móviles, modelos autorregresivos integrados de medias móviles (ARIMA), filtros estadísticos como el Filtro de Kalman y sistemas de vectores autorregresivos. La principal limitación se basa que los estimadores obtenidos con estos procedimientos son sensibles a la especificación del modelo y a la incorporación de nuevas observaciones.

Quah y Vahey (1995) proponen una técnica para medir la inflación subyacente, definida como el componente de la inflación que no tiene efectos en el producto real en el mediano y largo plazo. Detrás de esta definición se encuentra la idea de que, una vez que han sido acordados los contratos salariales y financieros, movimientos moderados en la inflación pueden resultar inocuos para la economía real, teniendo en cuenta el costo que implica alterar los contratos. Esto implica una interpretación de los comovimientos de la inflación y el producto consistente con una curva de Phillips vertical en el largo plazo. La estimación de la inflación subyacente es realizada mediante un sistema de vectores autorregresivos con restricciones.

Quah y Vahey suponen que los cambios observados en la inflación en el Reino Unido (medida como la variación del Retail Price Index, RPI), responden a dos tipos de perturbaciones, incorrelacionadas entre sí. Por un lado, se encuentran las perturbaciones que no tienen efecto en el producto real en el mediano y largo plazo y, por otro, aquellas que, si bien afectan la medida de inflación y el producto real, no afectan la inflación subyacente. El estimador de inflación subyacente corresponde a la primera perturbación.

Dentro de esta aproximación, se ha consolidado una corriente de investigación que se basa en identificar el elemento común y de largo plazo en los cambios de un grupo de variables, combinando el uso de información cross-section y de las propiedades de las series de tiempo involucradas.

Cristadoro, Forni, Reichlin y Veronese (2001, 2003) construyeron un indicador de inflación subyacente para el área Euro basándose en Modelo Factorial Dinámico Generalizado (MFDG) de Forni et al (2000, 2002). El indicador es obtenido a partir de un panel de datos de grandes dimensiones que contiene información sobre precios, salarios, tipo de cambio, agregados monetarios, producto global y sectorial, etc. El supuesto de base es que tanto la inflación como las otras variables del panel responden a un número reducido de factores comunes que induce covarianzas entre los elementos del panel. El indicador de inflación subyacente se obtiene proyectando el

componente de mediano y largo plazo de la tasa de inflación mensual sobre los factores comunes.

Este indicador posee ciertas características que lo hacen atractivo. En primer lugar, presenta un comportamiento más suave que el de las tasas de inflación mensuales construidas a partir del índice armonizado de precios al consumo (HICP³) y del índice de precios excluyendo alimentos y energía, medidas que son presentadas por el Banco Central Europeo (BCE) en su boletín mensual. En segundo lugar, proporciona una señal más pronta y precisa del proceso inflacionario, ya que posee un buen poder predictivo en horizontes relevantes para la política monetaria (6 meses o más), lo cual sugiere su habilidad para resumir la información relativa a las presiones inflacionarias subyacentes. En tercer lugar, presenta un ajuste casi perfecto respecto a las intervenciones del Banco Central Europeo (BCE): toda vez que el BCE restringió (expandió) la política monetaria el indicador se encontraba aumentando (cayendo). Esta propiedad⁴ no es compartida por otras medidas de inflación subyacente comúnmente utilizadas.

³ Harmonised Index of Consumer Prices – Es el índice que utiliza el Área Euro para evaluar los movimientos de la inflación. Éste responde a un concepto de precio bien definido: “consumo monetario final del hogar”. Al dejar de lado el concepto de costo de vida, Eurostat puede excluir ciertas categorías de precios, como ha sido el caso con los costos de vivienda ocupada por propietarios.

⁴ Cabe señalar que esta propiedad se encuentra supeditada a que no exista un objetivo cambiario, paralelamente al objetivo de precios, que pueda demorar el cambio de instancia monetaria.

Hahn (2002) construyó un indicador de inflación subyacente derivado del análisis factorial dinámico generalizado, basándose en datos agregados de todos los países del área Euro. La comparación del indicador de inflación subyacente con el índice de precios neto de alimentos y energía muestra que, mediante la eliminación del componente idiosincrásico y de corto plazo de los precios, el indicador permite anticipar adecuadamente la evolución general de los componentes menos volátiles del Índice de Precios (HICP).

A nivel nacional, Rosanna Fernández (2007, 2005) evalúa un conjunto de medidas de inflación subyacente para la economía uruguaya, basadas en indicadores de exclusión (IPC sin frutas, verduras y precios administrados), índices de precios ponderados por la persistencia de sus variaciones, medias corregidas por variabilidad y primer componente principal de las variaciones de precios. Estos indicadores son utilizados por el Área de Investigaciones Económicas del Banco Central para analizar la evolución de la inflación.

Garda, Lanzilotta y Lorenzo (2004) presentan un esquema metodológico para el análisis de la inflación, sustentado en un conjunto de modelos cuantitativos para los diversos componentes del IPC. La metodología econométrica utilizada se basa en modelos uniecuacionales multivariantes y de tipo G-ARCH (Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity).

II.2. Criterios de evaluación de los indicadores

Debido a la propia naturaleza no observable de la inflación subyacente, la evaluación de la capacidad del indicador para captar las presiones inflacionarias es un problema subjetivo. A continuación se presentan una serie de criterios⁵ que se exponen a continuación.

Roger (1997) propone tres criterios que debe satisfacer un indicador de inflación subyacente:

- Estar disponible en tiempo real: si la medida se encuentra disponible con un rezago considerable, esto reduce su utilidad potencial para los *policy makers*.
- Ser robusto e insesgado: la diferencia entre la tasa promedio de inflación y la correspondiente al indicador debería ser nula, en un período lo suficientemente largo, ya que la existencia de un sesgo sistemático puede comprometer la credibilidad de esa medida.
- Ser verificable: una medida de inflación subyacente debería ser fácilmente reproducible.

⁵ Estos conceptos fueron tomados de Cutler (2001).

Wynne (1999) propone otros criterios complementarios, según los cuales un indicador de inflación subyacente debería:

- Ser comprensible por el público.
- Tener una base en la teoría económica, en el mejor de los casos, en la teoría monetaria.
- Su historia no debería cambiar ante la incorporación de nuevas observaciones.

Marques et al (2000) proponen una serie de criterios alternativos, que se basan en la no estacionariedad de la tasa de inflación en ciertos períodos muestrales. Para estos autores una condición necesaria para un indicador de inflación subyacente es que esté cointegrado con la tasa de inflación headline y que se desempeñe como atractor, pero no a la inversa.

Blinder (1997) y Laflèche (1997) proponen evaluar los indicadores por su contenido informativo para predecir la tasa de inflación *headline*.

El peso que debe darse a cada uno de los criterios antes mencionados depende del uso que ha de dársele a la medida de inflación subyacente. Conceptualmente, debe distinguirse entre medidas diseñadas para evaluaciones de la política, por ejemplo para definir una meta de inflación, de medidas a ser utilizadas como insumos en el diseño de la política monetaria

para alcanzar un cierto objetivo, por ejemplo como indicadores líderes de la inflación meta.

En el primer caso es crucial que el indicador sea creíble, transparente, y que no se encuentre sujeto a revisiones. El objetivo es encontrar una medida de la inflación subyacente, que excluya las fluctuaciones transitorias y otros movimientos que están fuera del control de la Autoridad Monetaria.

En el segundo caso, si el indicador es diseñado para ser utilizado en el diseño de la política monetaria, tomando en consideración el rezago con que ésta opera, es deseable que el indicador contenga información acerca de la inflación futura. El objetivo es encontrar un indicador líder de la inflación, en lugar de una medida del estado actual de la inflación. En este punto, cabe señalar que es esperable la existencia de un cierto sesgo, en la medida que si un indicador de inflación subyacente posee poder predictivo, en un período en que la tasa de inflación *headline* se encuentre cayendo, el indicador debería evolucionar por debajo de ésta.

La distinción realizada anteriormente no es para nada obvia en la práctica, lo cual se ve reflejado en los distintos enfoques de medición de la inflación subyacente.

En el caso uruguayo, en que el rango objetivo de inflación se fija respecto a la tasa de variación del IPC, la utilidad potencial de los indicadores de inflación subyacente se sustenta en el contenido informativo que posean respecto de la evolución futura de la tasa de inflación. Es por ello que en esta investigación el criterio que se ha utilizado para evaluar el indicador se basa en analizar qué tan informativo es respecto a la evolución futura de la tasa de inflación *headline*.

III. LA INFLACIÓN: ALGUNOS CONCEPTOS TEÓRICOS

La inflación es el proceso de crecimiento continuo y acumulativo del conjunto de los precios de los bienes y servicios que se transan en una economía. Esta definición implica identificar dos elementos esenciales para caracterizar un proceso inflacionario:

- Continuidad: Se trata de un proceso sostenido a lo largo del tiempo y no limitado a determinado momento del tiempo.
- Generalidad: Aumentan los precios de todos los bienes y servicios de la economía, y no de algunos en particular.

Así, un aumento de la cantidad de dinero por una única vez o un shock negativo de oferta agregada (por ejemplo, una sequía) hace subir el nivel general de precios, pero esto no constituye por sí mismo un proceso inflacionario. Similarmente, el ajuste de precios relativos mediante el aumento de algunos precios y la disminución de otros no es en sí mismo un síntoma de inflación.

Existen varias causas potenciales de la inflación que han sido estudiadas teniendo en cuenta dos puntos de vista, que pueden considerarse complementarios a los efectos del estudio de la inflación subyacente. Por un

lado, se encuentran las teorías que consideran que el origen de la inflación se debe a un exceso de demanda (Inflación de Demanda), y por otro las que consideran que la inflación se origina por el lado de la oferta (Inflación de Costos).

◆ *Inflación de demanda:*

La explicación keynesiana de la inflación se basa en la existencia de excesos de demanda agregada. Estos pueden generarse en cualquiera de sus tres componentes, ya sea vía un incremento de la inversión debido a una mejora de las expectativas empresariales, a un aumento del gasto público, o a un incremento del consumo de los hogares, generado, por ejemplo en un cambio en sus decisiones de ahorro.

En un contexto de pleno empleo, el aumento de la demanda por uno de estos tres conceptos, constituye una fuente de presiones inflacionarias que, en caso de ser convalidada por la política monetaria, provocará inflación. El gobierno tiene un incentivo a generar un sesgo inflacionario, es decir a convalidar estos incrementos de precios con el objetivo de evitar la caída del nivel de actividad.

En la visión monetarista, es la existencia de abultados déficits del sector público, financiados con expansión monetaria, lo que genera un exceso de oferta de dinero, que se traslada a un incremento de precios vía el exceso de demanda agregada cuando los agentes se desprenden del dinero no deseado.

◆ *Inflación de Costos:*

La idea de la inflación de costos se basa en que los sindicatos tienen un poder de monopolio sobre el factor trabajo mediante el que pueden conseguir mejoras salariales proporcionalmente superiores al aumento de la productividad laboral. En dicho caso, el sector de los trabajadores comienza a percibir una proporción superior de la renta nacional, mientras que el resto de los agentes ven reducida su participación. Esto lleva a los otros sectores a aumentar los precios tratando de mantener constante su participación en el ingreso. Ante esto, los trabajadores responden con mayores reivindicaciones salariales, desencadenándose una espiral salarios-precios.

La consideración de las teorías explicativas de la inflación lleva a identificar dos tipos de factores que generan presiones inflacionarias que serán tenidos en cuenta en este trabajo:

- Factores que expanden la curva de demanda agregada: aumento de la cantidad de dinero, caída de la demanda real de dinero, aumento de los componentes de la demanda agregada (consumo, inversión y gasto público).
- Factores que retraen la curva de oferta agregada: caída de la oferta de trabajo, incremento de los costos salariales, cambios en los precios internacionales (variaciones en los términos de intercambio).

Desde el lado de la demanda, los precios suben esencialmente porque aumenta la cantidad de dinero, trasladando hacia arriba la curva de demanda agregada. A efectos ilustrativos, consideremos el equilibrio en el mercado monetario:

$$\frac{M}{P} = L(i, Y)$$

donde: M es la cantidad de dinero

P es el nivel general de precios

Y es el nivel de producto

i es la tasa de interés nominal

L es la demanda real de dinero que depende positivamente del nivel de producto y negativamente de la tasa de interés.

Suponiendo que i, Y y M están dados, el nivel de precios queda determinado de la siguiente forma:

$$P = \frac{M}{L(i, Y)}$$

Por lo tanto, un incremento permanente de la tasa de expansión monetaria provoca, vía exceso de demanda agregada, un aumento del nivel general de precios en igual proporción que permite restablecer el equilibrio en el mercado monetario.

$$P^\uparrow = \frac{M^\uparrow}{L(i, Y)}$$

Asimismo, existe otro efecto que opera a través de la tasa de interés vía el efecto Fisher. La paridad de Fisher implica que la tasa de interés nominal está compuesta por la tasa de interés real y un premio por la tasa esperada de inflación.

$$i = r + \pi^e$$

Por lo tanto, partiendo de la base de que una expansión monetaria genera expectativas de inflación, se produce un incremento de la tasa de interés con la consiguiente reducción de la demanda de dinero. Esto hace necesario un incremento adicional del nivel de precios para restablecer el equilibrio en el mercado monetario. Ahora bien, si los precios se ajustan lentamente, en el corto plazo el exceso de liquidez real se canaliza hacia la compra de bonos, por lo cual se incrementa su precio, con la consiguiente caída de la tasa de interés nominal. La contrapartida de esta caída de la tasa de interés nominal es una caída de la tasa de interés real superior en valor absoluto al aumento de expectativas de inflación. En el largo plazo, la tasa de interés nominal aumenta debido al aumento de las expectativas de inflación.

Pero los incrementos en el nivel general de precios también pueden originarse en factores vinculados a la oferta agregada. Shocks negativos de oferta, originados, por ejemplo, en incrementos de los costos salariales, pueden generar aumentos de precios, aún sin que se modifique esencialmente la cantidad de dinero, y por lo tanto sin que se traslade la curva de demanda agregada. Esto, *ceteris paribus*, contrae la demanda real de dinero, incrementándose el nivel general de precios de forma de asegurar el equilibrio en el mercado monetario.

$$P^{\uparrow} = \frac{M}{L^{\downarrow}(i, Y^{\downarrow})}$$

Los shocks de oferta negativos sientan las bases para el desarrollo de procesos inflacionarios porque generan aumentos del nivel general de precios. No obstante, estos aumentos de precios no persisten en el tiempo si no son convalidados por la política monetaria. Así, una respuesta apropiada por parte del Banco Central (reducir la cantidad de dinero para ajustarse a la caída de la demanda de dinero) podría evitar que ello ocurriera. Este argumento ratifica el rol de la cantidad de dinero a la hora de estabilizar el nivel general de precios, aunque el origen de la inflación se encuentre en shocks negativos de oferta agregada que hacen subir los costos, y no necesariamente en déficits fiscales altos que, monetizados, hacen crecer la demanda agregada.

En términos generales, la tasa de inflación queda determinada por la tasa de crecimiento de la cantidad de dinero en relación a su demanda, es decir que surge de las decisiones de la Autoridad Monetaria y del sector privado conjuntamente.

Por último, dado el grado de apertura de nuestra economía y la importancia del tipo de cambio en la determinación del componente transable del nivel

general de precios es necesario incorporar al análisis la paridad de poderes de compra (PPC) en su versión relativa. En este marco, la tasa de inflación doméstica de los bienes transables es igual a la tasa de inflación internacional más la tasa de devaluación:

$$\pi_T = \pi_T^* + \delta$$

Suponiendo que los bienes no transables tienen una participación ω en el nivel general de precios, la tasa de inflación doméstica queda expresada como:

$$\pi = \delta + \pi_T^* + \omega(\pi_N - \pi_T)$$

Desde este punto de vista, existen tres elementos que inciden sobre la tasa de inflación: la tasa de devaluación, la tasa de inflación internacional de bienes transables y el diferencial de tasas de inflación de bienes no transables y transables.

IV. MARCO METODOLÓGICO

En esta investigación se presenta un indicador de inflación subyacente para la economía uruguaya que resulta de extraer el componente de largo plazo de la tasa de inflación (medida como la tasa de variación del IPC), que es común a un grupo amplio de variables de precios, monetarias, reales y financieras. Este trabajo se basa en la propuesta de Cristadoro, Forni, Reichlin y Veronese (2001, 2003), quienes aplican el Modelo Factorial Dinámico Generalizado (MFDG) de Forni et al (2000, 2002).

Los Modelos Factoriales Dinámicos (MFD) son diseñados para trabajar con grandes paneles de datos, donde las unidades *cross-section* están sujetas a fuertes co-movimientos. En contraste a otros modelos, al explotar esos co-movimientos los MFD permiten una importante reducción de la dimensión del modelo. De esta forma, aseguran una parametrización parsimoniosa a pesar de la gran dimensión *cross-section*.

El MFDG de Forni et al. (2000, 2002) combina las ventajas de dos corrientes de modelos factoriales. Por un lado, es un modelo dinámico que sigue a la tradición del MFD de Sargent y Sims (1977) y Geweke (1977). La utilización de un modelo dinámico resulta esencial por la naturaleza dinámica del tema de estudio que se busca abordar. Por otra parte, el MFDG generaliza el

análisis factorial dinámico tradicional, permitiendo un monto limitado de correlación cruzada entre los componentes idiosincrásicos. Esta característica, adoptada de los modelos factoriales estáticos de Chamberlain (1983) y Chamberlain y Rothschild (1983), contempla la eventual existencia de shocks que se propagan de un sector a otro, o de ciertos shocks, tecnológicos por ejemplo, que no pueden ser clasificados como idiosincrásicos, estrictamente, ya que afectan a un número reducido de sectores.

El supuesto de que la dimensión *cross-section* n es infinita es crucial para la identificación del modelo, en contraste con modelos factoriales tradicionales en los cuales la dimensión temporal T es grande en comparación con la dimensión *cross-section*.

IV.1. El modelo factorial dinámico generalizado

Sea un vector de series $x_t = (x_{1t}, x_{2t}, \dots, x_{nt})'$, donde x_{1t} es la tasa de variación del IPC:

$$x_{1t} = \log(P_t) - \log(P_{t-1}) \quad \text{siendo } P_t \text{ el Índice de precios en el momento } t$$

La idea de base es que es posible representar la tasa mensual de variación del IPC como la suma de dos componentes inobservables, una señal x_{1t}^* y un componente que no es de interés porque capta la dinámica de corto plazo, errores de medición y shocks idiosincrásicos:

$$x_{1t} = x_{1t}^* + \varepsilon_{1t}$$

El objetivo es estimar la señal x_{1t}^* utilizando la información disponible sobre el pasado y el presente de las variables que conforman el vector x .

Un supuesto fundamental es que cada variable x_{jt} , con $j = 1, \dots, n$, puede ser representada como la suma de dos componentes inobservables que son

estacionarios y mutuamente ortogonales: el componente común, sea χ_{jt} , y el componente idiosincrásico, ξ_{jt} .

El componente común es afectado por un número reducido (q) de factores comunes o shocks comunes u_{ht} , con $h=1,\dots,q$, que están presentes en todas las variables, pero posiblemente con diferentes coeficientes y estructuras de rezagos (κ). El componente idiosincrásico, por su parte, se ve afectado por shocks específicos a cada variable.

Formalmente, x_{jt} puede expresarse como:

$$x_{jt} = \chi_{jt} + \xi_{jt} = \sum_{h=1}^q \sum_{\kappa=0}^s b_{jh\kappa} u_{h(t-\kappa)} + \xi_{jt} \quad \text{con } j = 1, \dots, \infty$$

Según puede observarse en la expresión anterior la función de impulso respuesta $b_{jh}(L)$, $h=1,\dots,q$ es un polinomio de rezagos de orden s :

$$b_{jh}(L)u_{ht} = b_{jh0}(L)u_{ht} + b_{jh1}(L)u_{ht-1} + \dots + b_{jhs}(L)u_{ht-s}$$

Los shocks comunes u_{ht} son ruidos blancos de varianza unitaria, ortogonales mutuamente y ortogonales a los procesos ξ_{jt} para todo j . No se imponen

restricciones a los coeficientes b_{jh1}, \dots, b_{jhs} . De esta forma, el modelo es flexible, en el sentido de que la reacción de cada variable a un determinado shock común puede ser pequeña o grande, negativa o positiva, inmediata o rezagada. Además, una variable puede reaccionar con un determinado perfil de impulso respuesta a un primer shock y con un perfil totalmente distinto a un segundo shock. Esto puede comprender un amplio rango de comportamientos de los componentes comunes χ_{jt} , $j = 1, \dots, \infty$.

Adicionalmente, el componente común de la tasa de variación del IPC χ_{1t} , por ser una variable estacionaria, puede descomponerse en una suma de ondas de diferente periodicidad (descomposición espectral). Específicamente, es posible identificar un componente de mediano y largo plazo, χ_{1t}^L , y un componente de corto plazo χ_{1t}^S , mediante la agregación respectiva de ondas de periodicidad mayores (menores) que un período crítico determinado.

De esta forma, la tasa de variación del IPC puede expresarse de la siguiente forma:

$$x_{1t} = x_{1t}^* + \varepsilon_{1t} = \chi_{1t}^L + \chi_{1t}^S + \xi_{1t}$$

La identificación de la inflación subyacente requiere dejar de lado los movimientos idiosincrásicos y de corto plazo debido a que:

- El componente idiosincrásico capta los errores de medición y otros shocks de carácter local, por ejemplo aquellos que afectan a un determinado sector o industria. Si bien estos shocks no tienen efecto sobre la inflación de largo plazo, explican un porcentaje importante de la varianza de la tasa mensual de variación del IPC. Sin embargo, dada su naturaleza idiosincrásica, presentan una correlación muy baja con el resto de las variables. La eliminación de estos shocks se sustenta en que el rol del indicador de inflación subyacente es proporcionar una señal para la intervención de la política monetaria, la cual no debería reaccionar a shocks de carácter sectorial en el entendido de que no reflejan presiones inflacionarias subyacentes⁶.
- El nivel de precios se encuentra afectado por variaciones estacionales y por movimientos de muy corto plazo que representan una proporción importante de la volatilidad de la tasa de variación del IPC. La eliminación de estos shocks de carácter transitorio se basa en que, debido al rezago con que incide la política monetaria sobre los precios, simplemente no tiene sentido que reaccione a ellos.

⁶ Este argumento debe ser relativizado en el caso uruguayo en el cual los shocks sectoriales pueden volverse persistentes e incluso generalizarse debido a la existencia de mecanismos de indexación.

Por lo tanto, el indicador de inflación subyacente propuesto corresponde al componente común y de largo plazo de la tasa mensual de variación del IPC:

$$x_{1t}^* = \chi_{1t}^L$$

IV.2. Procedimiento de estimación

El procedimiento de estimación se basa en proyectar el componente de largo plazo de la inflación χ_{1t}^L a partir de los factores comunes $u_{h(t-k)}$:

$$\hat{\chi}_{1t}^L = \text{Proy}(\chi_{1t}^L / u_{h(t-k)}, h = 1, \dots, q; \kappa = 0, \dots, s)$$

Para que este procedimiento tenga buenos resultados es necesario que:

- Los factores u_h estén contenidos en la variable de inflación (x_{1t}) con rezagos pertenecientes al intervalo $\kappa = 0, 1, \dots, s$.
- El panel de datos contenga un número suficiente de variables que lideren y rezaguen a la inflación.

A continuación se describen los principales pasos del procedimiento de estimación⁷:

- El primer paso consiste en estimar la matriz de densidad espectral de $x_t = (x_{1t}, x_{2t}, \dots, x_{nt})'$. Esta matriz tridimensional, sea $\hat{\Sigma}(\theta)$, es estimada utilizando una ventana de rezagos de Bartlett de tamaño M , es decir

⁷ En el Anexo C se presenta una descripción detallada del procedimiento de estimación.

aplicando la transformación discreta de Fourier a las matrices de covarianzas muestrales $\hat{\Gamma}(k)$ previamente afectadas por los pesos ω_k .

- Luego se aplica la descomposición en componentes principales dinámicos⁸. Para cada frecuencia, se calculan los valores y vectores propios de las matrices de densidad espectral estimadas en el punto anterior ($\hat{\Sigma}(\theta)$). Para determinar el número de componentes debe recurrirse a un criterio heurístico. Dado que los valores propios que se derivan representan la varianza explicada por los componentes principales en cada frecuencia se impone el criterio propuesto por Forni, Hallin, Lippi y Reichlin (2000) de que el número de factores dinámicos q iguale al número de valores propios que capturan un porcentaje mínimo de varianza explicada del 50%.
- Premultiplicando la matriz diagonal de los q mayores valores propios dinámicos⁹, $\Lambda_q(\theta)$, por la matriz de los correspondientes q vectores propios dinámicos, $U(\theta)$, y postmultiplicando por su correspondiente

⁸ Esta técnica se basa en aplicar un análisis de componentes principales a un conjunto de matrices de densidad espectral referidas a diferentes frecuencias. Siguiendo a Forni et al. (2000) los valores y vectores propios dinámicos son los valores y vectores propios de la matriz de densidad espectral, como funciones de la frecuencia.

⁹ Los valores propios son ordenados en forma decreciente con respecto a su tamaño.

transpuesto conjugado, $\tilde{U}(\theta)$, se obtienen las matrices de densidad espectral de los componentes comunes para cada frecuencia, $\hat{\Sigma}_\chi(\theta)$.

- Restando estas matrices $\hat{\Sigma}_\chi(\theta)$ a las correspondientes matrices de densidad espectral de los datos $\hat{\Sigma}(\theta)$, se obtienen las matrices de densidad espectral de los componentes idiosincrásicos $\hat{\Sigma}_\varepsilon(\theta)$. Siguiendo las afirmaciones de Cristadoro et al (2003), si q está correctamente determinado estas matrices pueden estimarse consistentemente, a medida que las dimensiones *cross-section* n y temporal T tienden a infinito.
- Al aplicarse la transformación inversa de Fourier a las matrices de densidad espectral de los componentes comunes $\hat{\Sigma}_\chi(\theta)$, se obtienen las matrices de covarianzas de los componentes comunes para todo *lead* y *lag*, $\hat{\Gamma}_\chi(k)$. Además, al restringir la transformación inversa de Fourier al intervalo correspondiente al mediano y largo plazo (baja frecuencia) se estiman las matrices de covarianzas del componente de mediano y largo plazo, $\hat{\Gamma}_{\chi^L}(k)$.

- El siguiente paso en el procedimiento es la estimación de los componentes comunes. Siguiendo a Forni et al (2001), a medida que n y T tienden a infinito, el mejor estimador lineal de los componentes comunes, en el sentido de un mínimo error cuadrático, es la proyección de los componentes comunes en el espacio delimitado por los componentes comunes. Este espacio, no obstante, es desconocido y debe ser estimado. Forni et al (2001) muestran que el espacio delimitado por un número predeterminado r de los primeros componentes principales generalizados de la matriz de covarianzas de los componentes comunes $\hat{\Gamma}_\chi^n(0)$ con respecto a la matriz de covarianzas de los componentes idiosincrásicos $\hat{\Gamma}_\xi^n(0)$, se aproxima al espacio delimitado por los componentes comunes a medida que $n \rightarrow \infty$ ¹⁰. Prueban que a medida que n y T se acercan a infinito, la proyección sobre este espacio estimado converge en probabilidad a los componentes comunes. La idea detrás del uso del análisis de componentes principales generalizados es la siguiente: en el modelo factorial dinámico los componentes comunes son guiados por q factores dinámicos comunes que integran la ecuación contemporáneamente y con rezagos de hasta s períodos. En el

¹⁰ El análisis de componentes principales generalizados se aplica a la matriz diagonal que en su diagonal tiene las varianzas de los componentes idiosincrásicos. La matriz diagonalizada de covarianzas de los componentes idiosincrásicos se utiliza dado que los resultados de las simulaciones de Forni et al (2001) muestran que esto produce mejores resultados en el caso de n grande en comparación a T .

procedimiento de estimación, los q factores dinámicos comunes, son tratados en forma separada como $q(s+1)$ factores estáticos. Estos factores estáticos no conocidos, se estiman como los primeros $r = q(s+1)$ componentes principales generalizados. Este procedimiento se basa en calcular los valores propios generalizados, μ_j , es decir los n números complejos que solucionan la ecuación $\det(\hat{\Gamma}_\chi(0) - z\hat{\Gamma}_\xi(0)) = 0$, así como los correspondientes vectores propios V_j , $j = 1, \dots, n$, es decir los vectores que satisfacen la siguiente expresión:

$$V_j \hat{\Gamma}_\chi(0) = \mu_j V_j \hat{\Gamma}_\xi(0)$$

y la condición de normalización: $V_j \hat{\Gamma}_\xi(0) V_i' = \begin{cases} 0 & \text{si } j \neq i \\ 1 & \text{si } j = i \end{cases}$

Luego se ordenan los valores propios en orden decreciente y se toman los vectores propios correspondientes a los r mayores valores propios. Los factores estáticos estimados son los componentes principales generalizados:

$$v_{jt} = V_j' x_t, \quad j = 1, \dots, r$$

El procedimiento de componentes principales generalizados definido asegura que los componentes seleccionados sean las combinaciones

lineales de los datos con la mayor proporción de varianza común sobre varianza idiosincrásica.

- Utilizando las matrices de covarianzas de los componentes comunes $\hat{\Gamma}_\chi(k)$, se estiman los componentes comunes χ_{jt} , para cada $j = 1, \dots, n$; $t = 1, \dots, T$, proyectando en el espacio delimitado por los primeros r componentes principales generalizados:

$$\hat{\chi}_{t+h} = \hat{\Gamma}_\chi(h) V (V' \hat{\Gamma}(0) V)^{-1} v_t$$

$$\hat{\Gamma}_\chi(h) V (V' \hat{\Gamma}(0) V)^{-1} V' x_t$$

- Finalmente, utilizando las matrices de covarianzas de los componentes comunes de mediano y largo plazo $\hat{\Gamma}_{\chi^L}(k)$, se estiman los componentes comunes de mediano y largo plazo χ_{jt}^L , proyectando en el espacio delimitado por los r primeros componentes principales generalizados:

$$\hat{\chi}_{t+h}^L = \hat{\Gamma}_{\chi^L}(h) V (V' \hat{\Gamma}(0) V)^{-1} v_t$$

$$\hat{\Gamma}_{\chi^L}(h) V (V' \hat{\Gamma}(0) V)^{-1} V' x_t$$

Una vez estimado el componente común y de largo plazo, se toma el vector columna correspondiente al componente común y de largo plazo de la tasa de variación del IPC, obteniéndose el indicador de inflación subyacente, según se define a continuación:

$$\pi_t^{core} = f(\chi_{1t}^L) = \chi_{1t}^L \sigma_1 + \mu_1$$

donde χ_{1t}^L es el componente común y de largo plazo de la tasa de inflación, σ_1 y μ_1 corresponden al desvío estándar y a la media de la serie prefiltrada $d \log(IPC)$, utilizada en el MFDG.

IV.3. Predicción

Suponiendo que a mediados de año se busca predecir la tasa de inflación subyacente anual 6 meses adelante, el estimador es:

$$\pi_{12m,t+6}^{core} = f \left[\chi_{1t-6}^L, \dots, \chi_{1t}^L, \chi_{1t+1}^{Lf}, \dots, \chi_{1t+6}^{Lf} \right]$$

donde:

- Los componentes comunes y de largo plazo correspondientes a los primeros 6 meses del año se estiman de acuerdo al procedimiento explicado en el apartado anterior.
- Los componentes comunes y de largo plazo correspondientes a los seis meses siguientes se proyectan dada la información disponible hasta el momento t , tomando en cuenta las covarianzas calculadas en el procedimiento de estimación.

Este indicador presenta las condiciones necesarias para ser comparado con la tasa de inflación doce meses adelante correspondiente al rango objetivo del Banco Central.

V. ANÁLISIS EMPÍRICO

V.1. El panel de datos

Siguiendo la metodología de Cristadoro *et al*, se realizó la recolección de datos teniendo en cuenta que el panel debe cumplir tres criterios importantes:

- Debe incluir variables que permitan captar los factores responsables de las fluctuaciones generales de precios en la economía uruguaya.
- Su dimensión cross-section debe ser lo suficientemente grande, de forma de filtrar el ruido idiosincrásico de las variables.
- Debe incluir un número suficiente de variables líderes, coincidentes y rezagadas con respecto a las fluctuaciones agregadas de precios en nuestra economía, para alcanzar el nivel deseado de suavizado intertemporal.

El proceso de selección de variables se realizó sobre la base de los criterios presentados anteriormente. Asimismo, en este proceso se tomó en cuenta el tipo de variables elegidas por Cristadoro *et al* (2003).

El panel incluye, además de los precios domésticos, propiamente, un conjunto de variables vinculadas al grado de apertura de nuestra economía. Por otra parte, considera una serie de variables del mercado monetario. En otro orden, incluye un conjunto de variables de demanda agregada, como forma de aproximarse a la importancia de los excesos de demanda agregada como fuente de presiones inflacionarias. Otro bloque de variables refiere a la producción real y su inclusión se sustenta en que estas variables pueden contener información de utilidad que lidere a la inflación y que contribuya a extraer la señal inflacionaria que es de interés para el Banco Central. Asimismo, incluye variables correspondientes al mercado laboral, dado el rol central desempeñado por la curva de Phillips en el análisis de la inflación. El último bloque refiere a variables que *a priori* fueron consideradas *forward looking*, y su inclusión fue motivada por la necesidad de contar con variables que lideren a la inflación.

El período de estudio corresponde a 1998.11 2007.06. Éste se definió atendiendo fundamentalmente a la disponibilidad de información.

El panel de datos incluye un total de 182 series¹¹. Cabe señalar que este número corresponde a las series para las cuales el proceso de prefiltrado permitió alcanzar resultados que se consideraron aceptables.

Dentro del primer grupo se encuentra un total de 46 series de Índices de Precios al Consumo y 19 series de Índices de Precios al Productor.

Con respecto al segundo tipo de variables, además del tipo de cambio del peso respecto al dólar, se incluye un conjunto de precios expresados en dólares implícitos en el comercio con nuestros principales socios comerciales. En este mismo sentido, se considera un conjunto de precios internacionales Brent y West Texas, carne y productos lácteos, entre otros.

Entre las variables nominales consideradas en el panel se encuentran las series mensuales de agregados monetarios M1, M1' y M2. Asimismo, se incluyen indicadores de la cantidad real de dinero¹².

Desde una perspectiva fiscal, el panel incluye una serie del gasto público primario corriente del Sector Público No Financiero y su correspondiente apertura en remuneraciones, bienes y servicios y prestaciones a la seguridad

¹¹ Las series consideradas se encuentran detalladas en el Anexo A.

¹² Estos se calcularon deflactando las cantidades nominales con el IPC.

social. Estas series se incluyen tanto en términos nominales, como reales (deflactadas con el IPC). Como proxy del componente de inversión de la demanda agregada se incluye una serie de importaciones de bienes de capital (valor CIF). Adicionalmente, se considera un índice del costo de la construcción (ICC). Por último, la evolución mensual del consumo se aproximó mediante la inclusión de tres indicadores correspondientes al consumo privado y al consumo interno.

En otro orden, el panel incluye un grupo de 8 series mensuales de actividad económica global y sectorial. Se incluyen asimismo tres indicadores de expectativas acerca de la evolución de la economía, las exportaciones y las ventas al mercado interno. Éstos fueron contruidos a partir de la encuestas de expectativas industriales que releva la Cámara de Industrias del Uruguay¹³.

El panel cuenta con un conjunto de estadísticas mensuales del mercado de trabajo, en particular el Índice Medio de Salarios Reales del sector privado, y las Tasas de Empleo y Desempleo correspondientes a Montevideo y al total del país urbano. Asimismo, además de la tasa de desempleo total se incluyen las correspondientes a los jefes de hogar para Montevideo e Interior,

¹³ En el Anexo A se presenta la fórmula de cálculo.

y a los hombres entre 25 y 55 años, también para Montevideo¹⁴. En el mismo sentido, el panel considera índices de variación del costo unitario de la mano de obra a nivel sectorial¹⁵.

Por último, y en relación al último tipo de variables considerado, se incluye una serie de expectativas de inflación para un horizonte de 12 meses. Adicionalmente, el panel considera un conjunto de series de tasas de interés de los créditos y depósitos bancarios a distintos plazos y sus correspondientes tasas de interés reales ex-ante, obtenidas deflactando las tasas de interés nominales con la tasa de inflación esperada. Asimismo, se incluye un conjunto de tasas de interés correspondientes a depósitos y créditos, denominados en moneda extranjera y el índice UBI¹⁶.

¹⁴ La participación en el mercado laboral de los hombres entre 25 y 55 años es más estable. Sobre esta base, la evolución de la tasa de desempleo correspondiente a ese grupo podría constituir un mejor indicador de presiones de demanda sobre los precios, razón que motiva su inclusión en el panel.

¹⁵ Estos comparan los salarios nominales con la productividad media en cada sector.

¹⁶ Uruguayan Bonds Index – Construido por República AFAP para medir el spread de los bonos uruguayos respecto a los estadounidenses.

V.2. Tratamiento de los datos

La aplicación del Modelo Factorial Dinámico Generalizado requiere de un tratamiento apropiado de los datos de forma de alcanzar la estacionariedad y remover las observaciones atípicas.

El tratamiento de los datos se realizó en cuatro etapas.

- Se realizó una inspección primaria de las series, con el objetivo de obtener información respecto a sus características en cuanto a estacionariedad y estacionalidad. El análisis de gráficos y correlogramas permitió identificar la transformación estacionaria a ser utilizada.
- Se corrieron las rutinas de TRAMO-SEATS¹⁷ con el objetivo de identificar y remover los outliers y otros efectos determinísticos. En los casos en que se observó la presencia de estacionalidad no estacionaria, se optó por incluir dummies estacionales como regresores, en línea con la metodología de Cristadoro et al (2003).
- Se realizaron las transformaciones estacionarias (diferenciación o log diferenciación) de las series prefiltradas de efectos determinísticos.

¹⁷ Se utilizó el programa Demetra.

Mediante la aplicación de contrastes de raíces unitarias de Dickey-Fuller Aumentado se corroboró la correcta elección de dichas transformaciones estacionarias.

- Para evitar los efectos de la escala sobre las estimaciones, se trabajó con variables de media cero y varianza unitaria.

V.3. De la Matriz de Covarianzas a la Matriz de Densidad Espectral

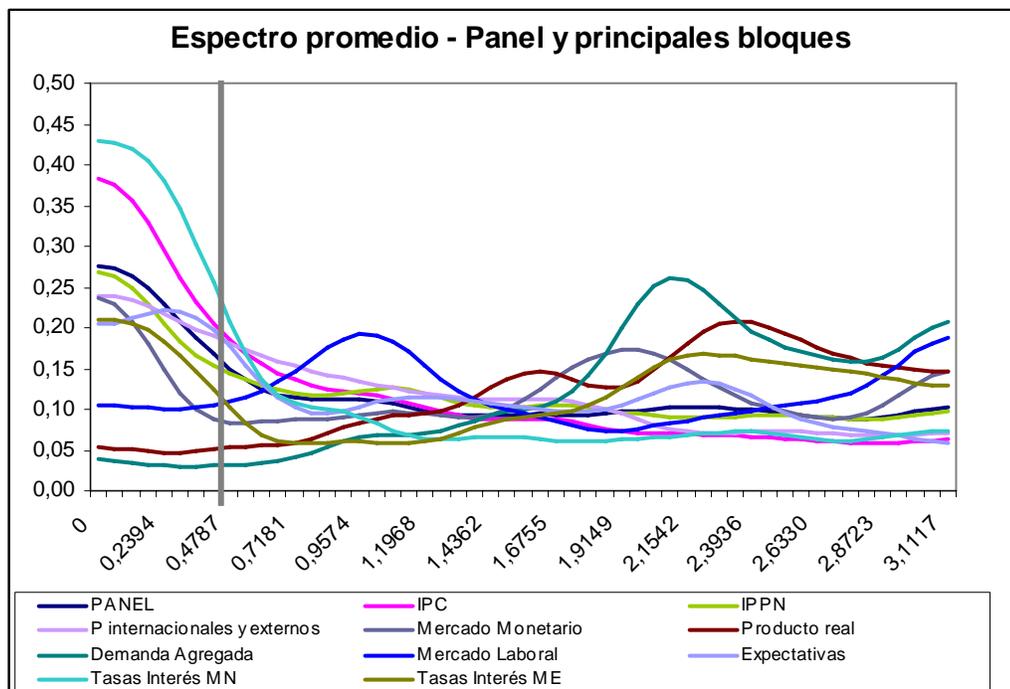
El primer paso en la aplicación del MFDG¹⁸ consiste en la obtención de la matriz de densidad espectral de los datos, $\hat{\Sigma}(\theta)$, donde θ indica la frecuencia. Se consideró un total de 105 frecuencias equidistribuidas en el intervalo $[-\pi, \pi]$.

La estimación se realizó utilizando una ventana de rezagos de Bartlett de tamaño $M = 12$, es decir aplicando la transformación discreta de Fourier a la matriz tridimensional de covarianzas entre las 182 series del panel, $\hat{\Gamma}(k)$, para cada uno de los 12 *leads* y 12 *lags* considerados, previamente afectada por los pesos ω_k .

La aplicación del MFDG requiere que las series de tiempo consideradas presenten fuertes co-movimientos, concentrados principalmente en el mediano y largo plazo (baja frecuencia). A su vez, el término co-movimiento significa que un número pequeño de *shocks* comunes puede explicar una proporción considerable de la variabilidad de las series del panel.

¹⁸ Los detalles técnicos se presentan en el Anexo C.

Para investigar la existencia de co-movimientos se analizaron los espectros promedio. Éstos se obtuvieron a partir de la matriz de densidad espectral estimada $\hat{\Sigma}(\theta)$. Ésta es una matriz tridimensional, con los espectros de cada una de las variables en relación a si misma y al resto de las variables, para cada una de las frecuencias consideradas. Para calcular los espectros promedio, se tomaron, en cada frecuencia, los elementos de la diagonal de la matriz $\hat{\Sigma}(\theta)$, promediándose para todo el panel y para distintos bloques de variables.



El análisis de los espectros promedio muestra cómo se distribuye en promedio la volatilidad entre las distintas periodicidades¹⁹. Según se observa, la mayor parte de los bloques de series concentra su volatilidad mayormente en el intervalo de baja frecuencia. Constituyen la excepción a esta condición las variables vinculadas al sector real de la economía, específicamente al producto real, demanda agregada y mercado laboral. En estos casos, el ruido de alta frecuencia minimiza el componente cíclico de baja frecuencia.

En términos generales, las series consideradas presentan fuertes comovimientos, lo cual lleva a investigar si es posible explicar una proporción considerable de su variabilidad mediante un número reducido de *shocks* comunes. Este tema se aborda en el punto siguiente, mediante la aplicación de la técnica de Componentes Principales Dinámicos.

¹⁹ Se presentan los espectros promedio afectados por la constante de proporcionalidad $\frac{4\pi}{T}$.

V.4. La determinación del número de Factores Comunes Dinámicos

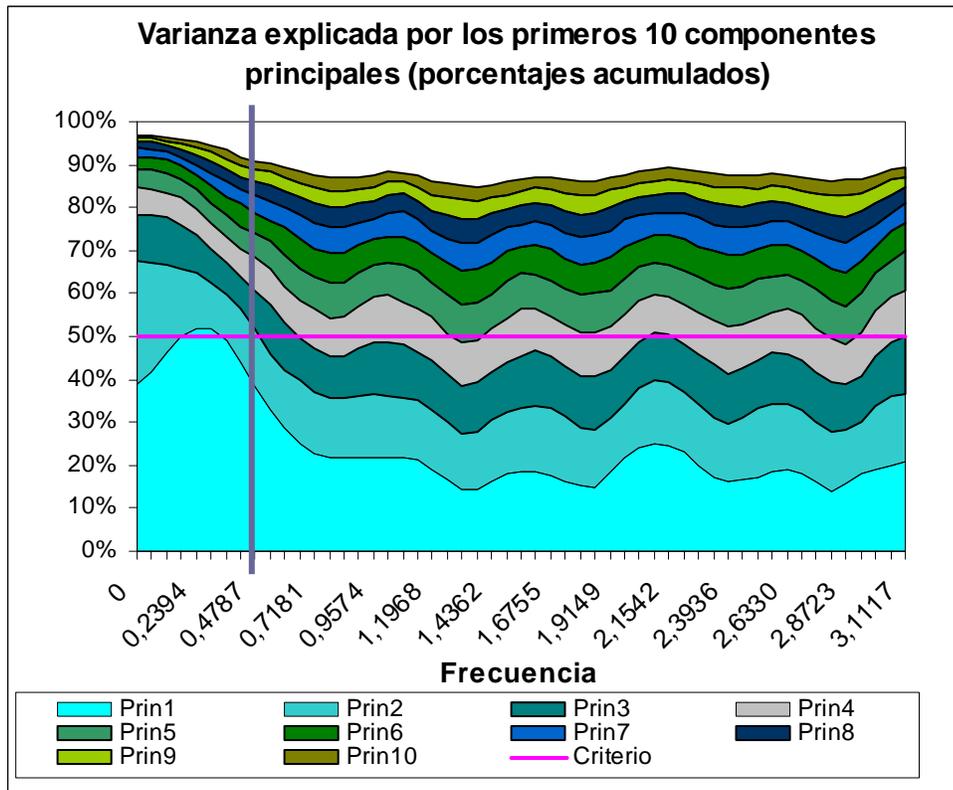
El paso previo para estimar las matrices relevantes para el MFDG es la determinación del número de factores dinámicos comunes. Para ello se realiza un análisis de componentes principales dinámicos a las matrices de densidad espectral de los datos en un intervalo de 105 frecuencias distribuidas en $[-\pi, \pi]$.

Sea Z_t el primer componente principal dinámico de las variables x_{it} , $i = 1, \dots, n$. Éste es la combinación lineal para todo *lead* y *lag* de las $x's$, con mayor proporción de varianza explicada²⁰. El segundo componente principal es el que le sigue a Z_t , en términos del porcentaje de varianza explicada, pero con la restricción de que debe ser ortogonal a Z_t , para todo *lead* y *lag*, y así sucesivamente. Si las variables x_{it} no se encuentran correlacionadas para ningún *lead* y *lag*, entonces la varianza explicada por Z_t sería $\frac{1}{n}$ de la varianza total de las $x's$. Por el contrario, una alta proporción de la varianza de las $x's$ explicada por Z_t , o por los primeros q componentes principales dinámicos, con q pequeño en relación a n , revela la presencia de un fuerte co-movimiento de las $x's$.

²⁰ Cabe señalar que hay una combinación lineal para cada frecuencia considerada.

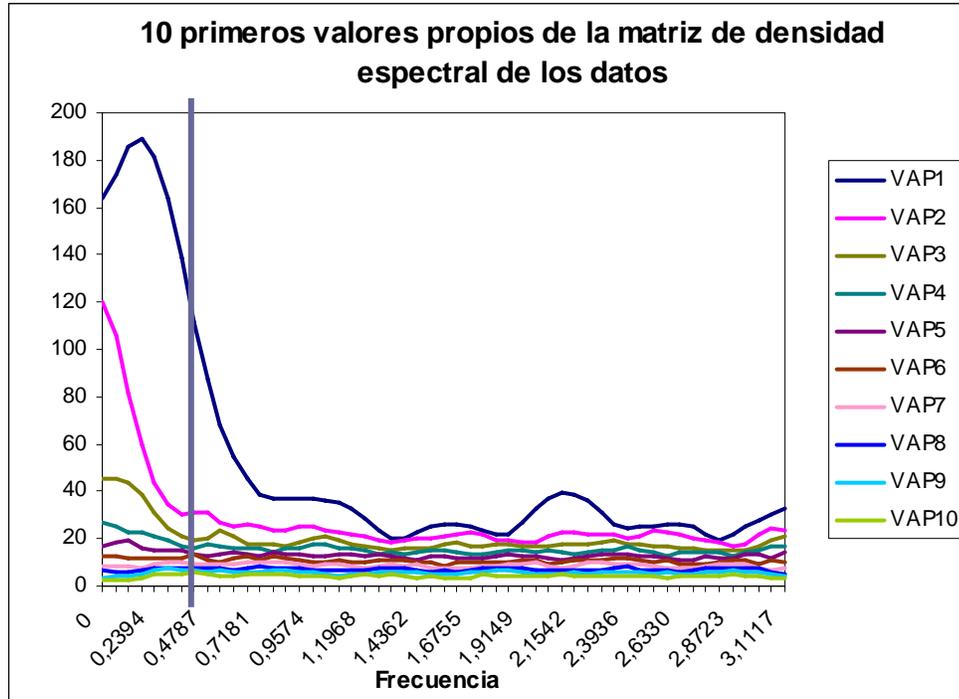
La elección del número de factores dinámicos comunes se basa en el criterio heurístico de Cristadoro et al (2003) según el cual los factores dinámicos comunes deberían explicar como mínimo el 50% de la variación total en todas las frecuencias.

El gráfico que se presenta a continuación muestra los porcentajes acumulados de varianza explicada por los primeros 10 componentes principales dinámicos en el intervalo de frecuencias $[0, \pi]$; Esto quiere decir que la línea de más abajo representa el porcentaje de varianza explicada por el primer componente principal dinámico, la segunda línea representa el porcentaje explicado por los dos primeros componentes y así sucesivamente.



Como puede observarse, el porcentaje explicado por los primeros cuatro componentes principales dinámicos es mayor o igual al 50% en casi todas las frecuencias, llegando a superar el 80% en el intervalo de frecuencias menores que $\pi/6$ que constituyen el objeto de este análisis.

El gráfico siguiente presenta los valores propios correspondientes a los diez primeros componentes principales.



Como puede observarse los primeros tres valores propios son considerablemente mayores que los restantes. Asimismo, si se observa el intervalo correspondiente a baja frecuencia, alcanza a cuatro el número de valores propios significativamente mayores que los restantes.

Esto es una señal de que los movimientos comunes en los datos son capturados por estos cuatro primeros componentes principales, mientras que

las variaciones menores, correspondientes a los restantes componentes principales, pueden ser interpretadas como movimientos idiosincrásicos.

Los elementos señalados llevan a elegir los primeros cuatro componentes principales como factores comunes dinámicos.

Estos cuatro Factores Dinámicos (FD) permiten explicar el 55% de la varianza²¹ de la tasa de variación del IPC, proporción que alcanza el 77% si nos focalizamos en el intervalo de baja frecuencia. En otras palabras, la tasa de variación del IPC presenta un alto grado de “*commonality*”, es decir que los factores comunes representan una alta proporción de su variabilidad, propiedad que se concentra en el mediano y largo plazo.

²¹ Estos cálculos fueron realizados a partir de las densidades espectrales de los componentes comunes en relación a las densidades espectrales de los datos.

**PROPORCIÓN DE VARIANZA EXPLICADA POR LOS FACTORES DINÁMICOS
Por intervalo de frecuencias**

$$\frac{\text{var}(\hat{x})}{\text{var}(x)} \quad [0, \pi) \quad [0, \frac{\pi}{6}) \quad (\frac{\pi}{6}, \pi)$$

PANEL	0,59	0,78	0,55
IPC	0,55	0,77	0,51
IPPN	0,55	0,76	0,51
Precios int. y ext.	0,52	0,62	0,50
Producto real	0,54	0,54	0,54
Demanda Agregada	0,56	0,45	0,58
Mercado Laboral	0,55	0,62	0,54
Mercado Monetario	0,60	0,67	0,59
Tasas Interés MN	0,64	0,92	0,58
Tasas Interés ME	0,58	0,80	0,53
Otras financieras	0,57	0,82	0,51
Expectativas	0,53	0,75	0,48

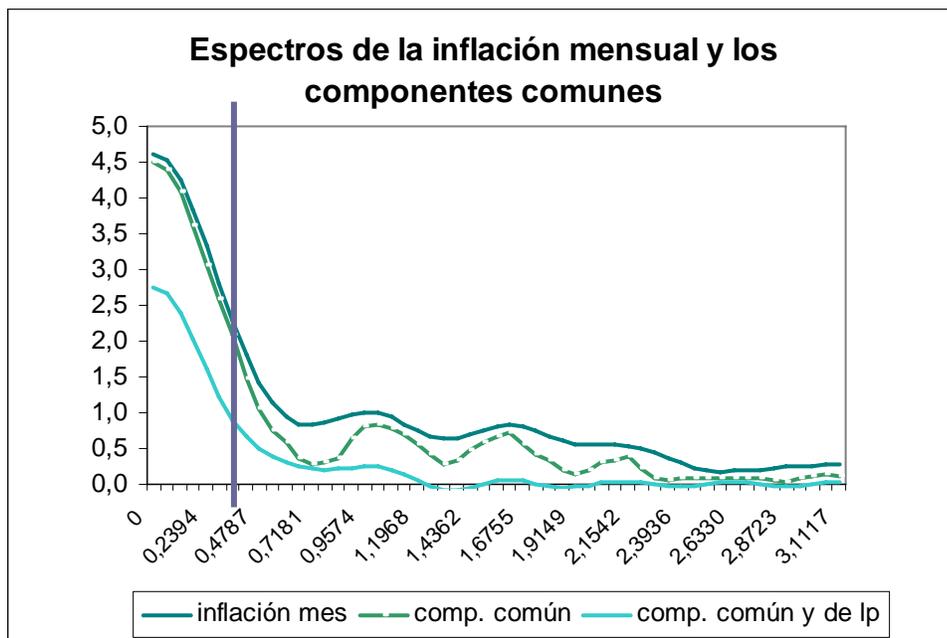
Según puede observarse en el cuadro, la proporción de varianza explicada se hace máxima para el caso de las series de tasas de interés en moneda nacional (64%) y mínima para las series de expectativas (53%) y producto real (54%).

V.4. Análisis espectral y estructura dinámica del panel

Una vez determinado el número de factores comunes dinámicos ($q = 4$), se estiman las matrices de densidad espectral de los componentes comunes, $\hat{\Sigma}_\chi(\theta)$, para cada frecuencia. Siguiendo las afirmaciones de Cristadoro *et al* (2003), si q está correctamente determinado estas matrices pueden estimarse consistentemente a medida que las dimensiones cross-section n y temporal T tienden a infinito.

Al aplicarse la transformación inversa de Fourier a las matrices de densidad espectral de los componentes comunes, $\hat{\Sigma}_\chi(\theta)$, se obtienen las matrices de covarianzas de los componentes comunes para todo *lead* y *lag*, $\hat{\Gamma}_\chi(k)$. Además, al restringir la transformación inversa de Fourier al intervalo de baja frecuencia (fluctuaciones con periodicidad correspondiente al mediano y largo plazo) se obtienen las matrices de covarianzas del componente de mediano y largo plazo, $\hat{\Gamma}_{\chi^L}(k)$. Finalmente, la aplicación de la transformación de Fourier a esta última matriz permite obtener la matriz de densidad espectral del componente común y de largo plazo, $\hat{\Sigma}_{\chi^L}(\theta)$.

En el gráfico siguiente se presentan los espectros estimados para la tasa de variación del IPC y para su componente común, y común y de largo plazo. Estos corresponden a los vectores fila con el elemento de la fila 1 y de la columna 1 de las correspondientes matrices de densidad espectral, para cada frecuencia, sean $\hat{\Sigma}^{11}(\theta)$, $\hat{\Sigma}_{\chi}^{11}(\theta)$ y $\hat{\Sigma}_{\chi^L}^{11}(\theta)$.



En la medida de que el área debajo de un espectro, dentro de unas determinadas frecuencias, se puede interpretar como la porción de la varianza total de la serie atribuible a estos componentes cíclicos, resulta evidente el grado de suavizado que se obtiene mediante la aplicación de la técnica empleada. La línea de más arriba representa el espectro total de la

tasa de inflación. La línea punteada corresponde al espectro del componente común de la tasa de inflación, y es el resultado del suavizado *cross-section* que implica la aplicación de Componentes Principales Dinámicos al panel de datos. Finalmente, la línea inferior corresponde al espectro estimado para el componente común y de largo plazo de la tasa de inflación (suavizado *cross-section* e intertemporal).

El análisis de la matriz de covarianzas de los componentes comunes ($\hat{\Gamma}_{\chi^L}(k)$) permite caracterizar la estructura dinámica del panel. Una de las condiciones necesarias para que el procedimiento de estimación arroje buenos resultados refiere a que el panel de datos contenga un número suficiente de variables que lideren y rezaguen a la tasa de inflación.

Para abordar este tema, se analizó la matriz de covarianzas de las variables del panel con la tasa de inflación, clasificando las variables como adelantadas, coincidentes y rezagadas. Las variables clasificadas como adelantadas fueron aquellas para las cuales la máxima covarianza (o coeficiente de correlación) se dio en *leads* mayores que 1, y las rezagadas las correspondientes a *lags* mayores que 1. El resto de las variables fueron clasificadas como coincidentes.

PROPIEDADES DEL PANEL DE DATOS - % DE VARIABLES POR TIPO				
SERIE / CLASIFICACIÓN	N° SERIES	ADELANTADAS	COINCIDENTES	REZAGADAS
Total Panel	182	20%	41%	39%
Precios al consumo	46	11%	65%	24%
Precios al productor	19	11%	74%	16%
Precios Externos	3	67%	0%	33%
Precios Internacionales	19	63%	16%	21%
Producto real	8	0%	13%	88%
Gasto Público - nominal	4	0%	75%	25%
Gasto Público - real	4	50%	50%	0%
Consumo y otros componentes DA	5	20%	40%	40%
Agregados Monetarios - nominales	3	0%	0%	100%
Agregados Monetarios - reales	3	0%	33%	67%
Tasas de Interés MN - nominales	15	20%	0%	80%
Tasas de Interés MN - reales ex-ante	15	33%	0%	67%
Tasas de Interés ME - nominales	15	13%	27%	60%
Otra variables financieras	3	0%	67%	33%
Desempleo	5	20%	80%	0%
Empleo	6	0%	100%	0%
Costo de la mano de obra	5	20%	20%	60%
Expectativas	4	25%	25%	50%

Como puede apreciarse en el cuadro, las variables adelantadas por excelencia corresponden a los precios internacionales de los *commodities* y a los precios externos implícitos en los flujos de comercio de nuestra economía. Otras variables, correspondientes fundamentalmente al gasto público (real), también exhiben un comportamiento de este tipo. Contrariamente a lo esperable, en teoría, las variables de expectativas fueron clasificadas mayormente como coincidentes y rezagadas, resultado que seguramente se asocie al comportamiento *backward-looking* que han tenido estas variables durante el período de análisis.

V.5. El indicador de Inflación Subyacente

En esta etapa se proyecta el componente común y de largo plazo de la tasa de inflación χ_{it}^L , a partir de los factores comunes de largo plazo $u_{h(t-k)}$, con $h = 1, \dots, 4$, $k = 0, 1, \dots, 12$, estimados como los primeros $r = 4 * 13 = 52$ componentes principales generalizados de las x_t 's²².

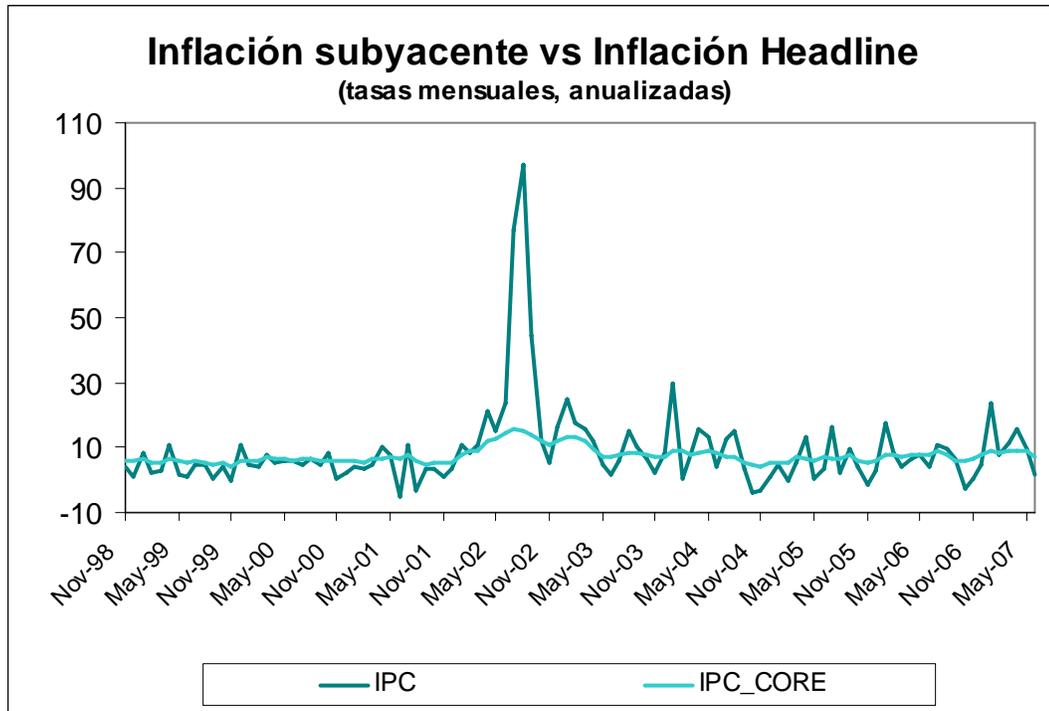
Una vez estimado este componente se está en condiciones de obtener el indicador de inflación subyacente, que se define a continuación:

$$\pi_t^{core} = \chi_{it}^L \sigma_1 + \mu_1$$

donde χ_{it}^L es el componente común y de largo plazo de la tasa de inflación, σ_1 y μ_1 corresponden al desvío estándar y a la media de la serie prefiltrada $d \log(IPC)$, utilizada en el MFDG.

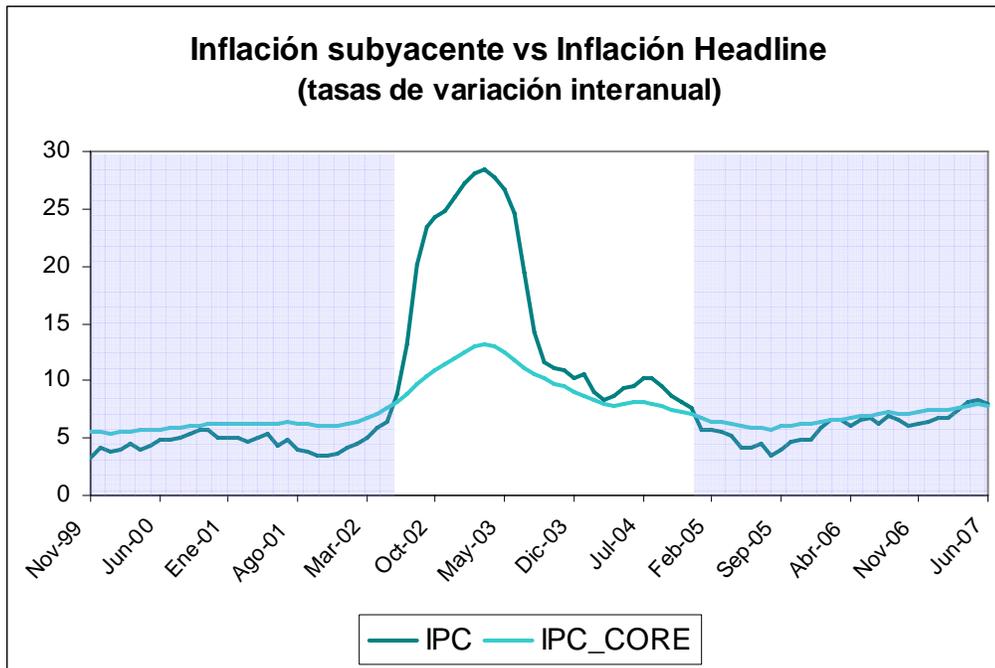
El gráfico siguiente muestra la evolución del indicador de inflación subyacente junto a la tasa de inflación mensual, medida como la tasa de variación del IPC.

²² $\hat{\chi}_{t+h}^L = \hat{\Gamma}_{\chi^L}(h) V (V' \hat{\Gamma}(0) V)^{-1} V' x_t$. Por mayor detalle ver Anexo C.



Este gráfico muestra claramente el resultado del suavizado *cross-section* e intertemporal, que se alcanza mediante la aplicación de la técnica descrita: la tasa mensual de inflación subyacente, anualizada, (IPC_CORE) no es afectada por el ruido de alta frecuencia que normalmente afecta a la tasa mensual de inflación *headline*.

El siguiente gráfico presenta las tasas de variación interanual de la Inflación Subyacente y de la Inflación *headline*.

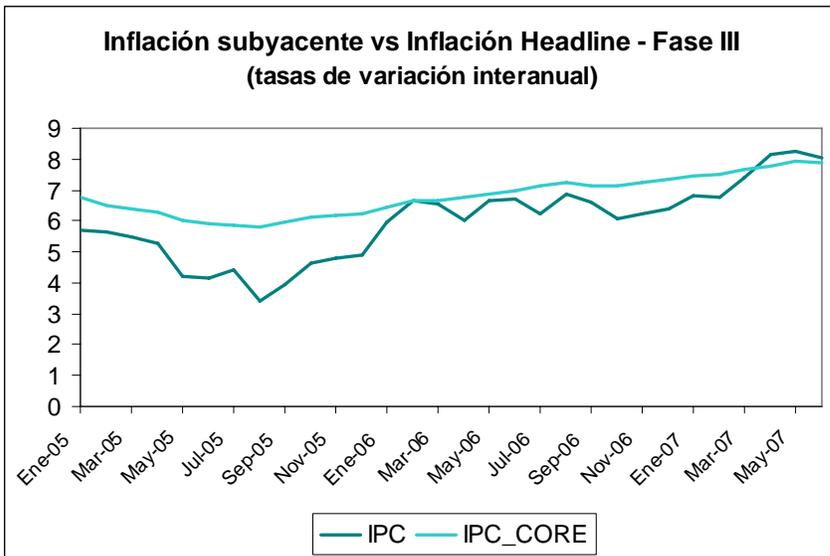
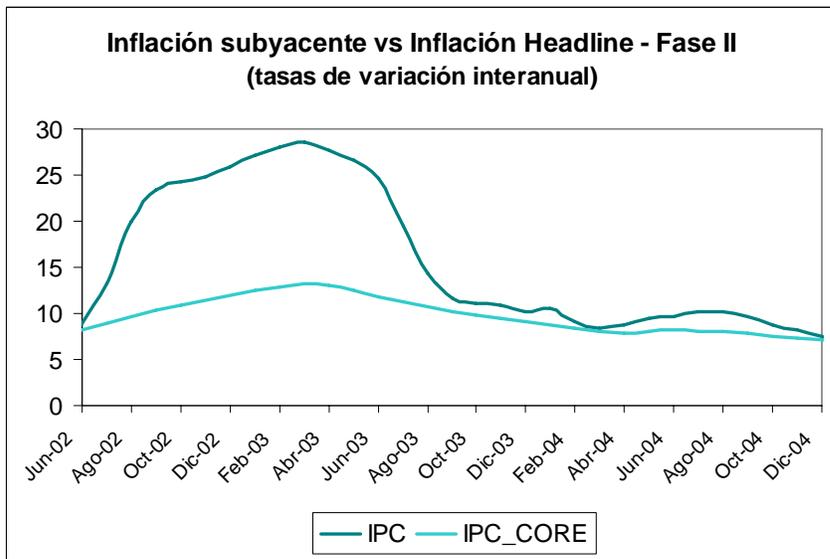
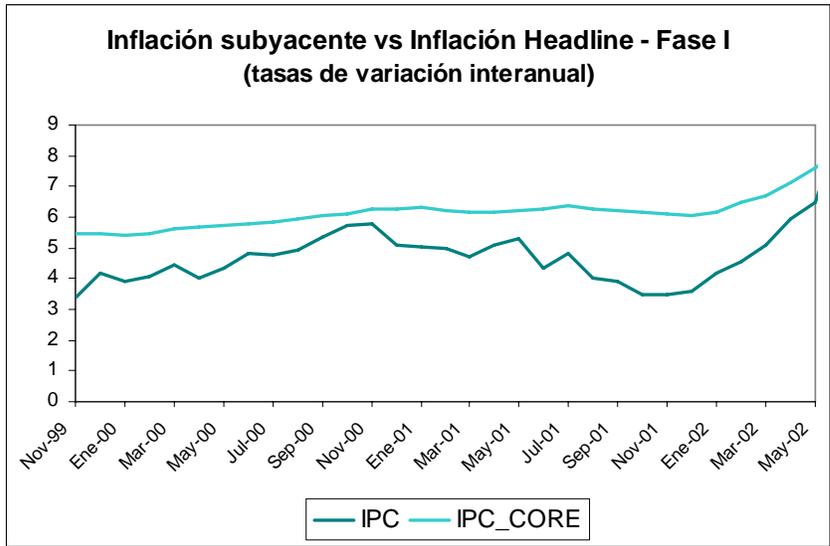


Es posible diferenciar tres etapas en el período de análisis considerado. La primera etapa se extiende hasta mayo del año 2002. En esta fase si bien la tasa de inflación interanual se mantuvo en niveles relativamente bajos (entorno al 4,6% en promedio), la tasa de inflación subyacente mostró una tendencia creciente, ubicándose en un nivel promedio de 6%, y permaneciendo por encima de la tasa de inflación *headline* durante todo el subperíodo.

El segundo subperíodo corresponde a la crisis y la posterior recuperación (junio de 2002 - diciembre de 2004). En esta etapa la tasa de inflación

subyacente se mantuvo por debajo de la tasa de inflación *headline*, ubicándose entorno al 9,8% en promedio.

En la tercera etapa, iniciada en enero de 2005, la tasa de inflación subyacente ha tenido una tendencia creciente, manteniéndose por encima de la tasa de inflación *headline* durante casi todo el subperíodo.



En el cuadro siguiente se presentan las principales estadísticas descriptivas de la tasa de inflación *headline* y subyacente.

Estadísticas de Resumen - Tasas de variación interanual y mensual anualizada Período 1999.11 - 2007.06				
	π_t		π_t^{core}	
	Interanual	Mes (anualizada)	Interanual	Mes (anualizada)
Desvío Estándar	6,8	14,0	2,0	2,5
Media	8,8	9,6	7,6	7,7
Mediana	6,2	6,4	6,9	7,3
Máximo	28,5	97,0	13,2	15,6
Mínimo	3,4	-5,2	5,4	4,2
Correlación con π_t (Interanual)	1	0,4	0,96	0,63
lag máxima correlación	0	6	0	4
Correlación con π_t (Mes anual.)	0,36	1	0,32	0,73
lag máxima correlación	-6	0	-7	0

En comparación con la tasa de inflación *headline*, el indicador de inflación subyacente presenta una evolución más suave, con una desviación estándar inferior en casi tres veces y media.

El análisis de las correlaciones cruzadas de la tasa de inflación headline y de la tasa de inflación subyacente aporta los siguientes elementos:

- La tasa de inflación *headline* (variación interanual) se encuentra fuertemente correlacionada (0,63) con la tasa de inflación subyacente (variación mensual anualizada). Asimismo, la tasa de inflación subyacente (mensual anualizada) lidera en 4 meses a la tasa de inflación *headline* (variación interanual).
- La tasa de variación interanual del indicador de inflación subyacente se encuentra altamente correlacionada (0,96) y en fase con la tasa de inflación *headline* (variación interanual).

VI. EVALUACIÓN DEL INDICADOR

El indicador de inflación subyacente se evalúa tomando en consideración qué tan buen predictor es de la tasa de inflación *headline*. Esta elección se sustenta en que se considera que la forma más adecuada de evaluar este indicador es identificar qué tan bien cumple la función para la cual fue construido, es decir qué tan informativo es respecto a la evolución futura de la inflación.

En este punto surge un tema importante. Como fuera puntualizado por Woodford (1994) la propiedad de una variable cualquiera, de ser un indicador líder, depende cómo reaccione la política a ese indicador. Si la política responde de forma óptima a las desviaciones de un indicador respecto a una meta, esto debería eliminar el poder predictivo del indicador, en equilibrio. Este argumento se ve relativizado por el hecho de que el diseño de la política monetaria se basa en un conjunto de indicadores de inflación subyacente para evaluar las presiones inflacionarias.

El análisis del contenido informativo del indicador se realiza desde tres perspectivas:

VI.1. Estimación de la Ecuación de Cogley

Sea $\pi_t = d \log(P_t)$ la tasa de inflación *headline* y H un horizonte de proyección lo suficientemente largo.

Cogley (1998) argumenta que, dado que la tasa de inflación subyacente se define como el componente de largo plazo de la tasa de inflación mensual, es posible plantear la siguiente expresión:

$$\pi_t^{core} = E_t \pi_{t+H}$$

En otras palabras, la tasa de inflación subyacente en t es la tasa de inflación esperada para el período $t + H$.

Para verificar el cumplimiento de esta condición se estima la siguiente regresión:

$$(\pi_{t+H} - \pi_t) = \alpha_H + \beta_H (\pi_t - \pi_t^{core}) + u_{t+H}$$

contrastándose el cumplimiento de la hipótesis conjunta $\alpha_H = 0, \beta_H = -1$.

La restricción $\alpha_H = 0$ implica que $(\pi_{t+H} - \pi_t) - (\pi_t - \pi_t^{core})$ tiene una media aproximadamente igual a cero.

La restricción en β_H indica si la desviación respecto a la tasa de inflación subyacente mide correctamente el componente transitorio.

Para un horizonte H relativamente largo, la desviación respecto a la tasa de inflación subyacente, $\pi_t - \pi_t^{core}$, debería estar inversamente relacionada con los subsecuentes cambios futuros en la tasa de inflación, $\pi_{t+H} - \pi_t$.

Si $-1 < \beta_H < 0$, el indicador de inflación subyacente sobreestima los cambios futuros en la tasa de inflación, y el componente transitorio de la tasa de inflación actual.

Análogamente, si $\beta_H < -1$, el indicador estimado estaría sobreestimando el peso del componente transitorio.

A continuación se presenta un cuadro que resume los principales resultados²³. Se consideraron horizontes de 6, 12, 18, 24 y 36 meses. Las estimaciones se realizaron con la serie prefiltrada $d \log IPC$.

²³ Ver Anexo D – Resultados Econométricos.

ECUACIÓN DE COGLEY			
$(\pi_{t+H} - \pi_t) = \alpha_H + \beta_H (\pi_t - \pi_t^{core}) + u_{t+H}$			
H	α_H	β_H	pvalue $H_0) \alpha_H = 0, \beta_H = -1$
6	0,0002 (0,0005)	-1,08 (0,14)	0,78
12	0,0004 (0,0006)	-1,07 (0,16)	0,68
18	0,0005 (0,0006)	-1,41 (0,16)	0,03
24	0,0006 (0,0007)	-1,16 (0,19)	0,45
36	0,0011 (0,0008)	-1,25 (0,23)	0,21

Notas: Errores estándares entre paréntesis
 π_t es la tasa de inflación mensual.

Como puede observarse, en casi todos los casos la realización del *Test* de Wald lleva a no rechazar la hipótesis nula. La evidencia recogida sugiere que las desviaciones de la tasa de inflación *headline* respecto a la tasa de inflación subyacente están correlacionadas negativamente con los cambios futuros en la tasa de inflación *headline*. Esta correlación es cercana a -1, es decir que el desvío respecto de la tasa de inflación subyacente mide adecuadamente el componente transitorio de la tasa de inflación *headline*.

VI.2. Test de Causalidad de Granger - Capacidad de anticipación temporal

Este criterio implica que el indicador de inflación subyacente anticipe temporalmente a la tasa de inflación *headline*, pero que lo contrario no sea cierto, de tal forma que no haya “retroalimentación” entre una y otra variable.

El cuadro siguiente muestra los resultados obtenidos al contrastar la hipótesis nula de que π_t^{core} no causa a π_t . Para evitar el efecto de las observaciones atípicas sobre el test se utilizó la serie prefiltrada $d \log IPC$.

TEST DE CAUSALIDAD EN EL SENTIDO DE GRANGER		
$\pi_t = \sum_{j=1}^m \alpha_j \pi_{t-j} + \sum_{j=1}^m \beta_j \pi_{t-j}^{core} + \xi_t$		
<i>N°Lags</i>	$H_0) \beta_1 = \dots = \beta_m = 0$; π_t^{core} no causa a π_t	
	Probabilidad	Resultado
3	0,0000	RH_0
6	0,0000	RH_0
9	0,0000	RH_0
12	0,0002	RH_0

Nota: π_t es la tasa de inflación mensual.

Los resultados aportan evidencia a favor de la existencia de causalidad en el sentido de Granger de la tasa de inflación subyacente hacia la tasa de inflación *headline*.

Asimismo, se contrastó la hipótesis de que π_t no causa a π_t^{core} .

TEST DE CAUSALIDAD EN EL SENTIDO DE GRANGER		
$\pi_t^{core} = \sum_{j=1}^m \gamma_j \pi_{t-j} + \sum_{j=1}^m \delta_j \pi_{t-j}^{core} + \eta_t$		
<i>N°Lags</i>	$H_0) \gamma_1 = \dots = \gamma_m = 0; \pi_t$ no causa a π_t^{core}	
	Probabilidad	Resultado
3	0,09	<i>NRH</i> ₀
6	0,28	<i>NRH</i> ₀
9	0,39	<i>NRH</i> ₀
12	0,50	<i>NRH</i> ₀
Nota: π_t es la tasa de inflación mensual.		

En todos los casos el resultado del contraste se inclinó hacia el no rechazo de la hipótesis nula de que la tasa de inflación *headline* no causa a la tasa de inflación subyacente.

En conclusión, la evidencia encontrada sugiere que el indicador de inflación subyacente tiende a anticiparse temporalmente a la tasa de inflación *headline*, no existiendo retroalimentación entre ambas variables²⁴.

²⁴ Los resultados del TCG se presentan en el ANEXO D.

VI.3. Habilidad Predictiva del Indicador

Se consideró un horizonte de doce meses. La tasa de inflación *headline* (variación interanual) se comparó con las siguientes predicciones:

- MFDG: Predicciones obtenidas a partir de los componentes comunes y de largo plazo estimados y proyectados. En el horizonte de predicción considerado, el indicador de inflación subyacente proyectado surge de los componentes comunes y de largo plazo proyectados para los próximos 12 meses, con información disponible hasta junio de 2007.

$$\pi_{t+12}^{core} = f[\chi_{1t+1}^{Lf}, \dots, \chi_{1t+12}^{Lf}]$$

- Componente común y de largo plazo en el momento t : Siendo que la tasa de inflación subyacente se define como el componente de largo plazo de la tasa de inflación mensual, la proyección de la tasa de inflación para $t + 12$, está dada por:

$$E_t \pi_{t+12} = \pi_t^{core}$$

- Modelo AR(1): Este modelo fue utilizado como benchmark. Se generaron las predicciones a doce pasos de este modelo, calculándose la tasa de inflación proyectada, sobre una base interanual.

$$\pi_t = c + \gamma\pi_{t-1}$$

Las medidas consideradas fueron las siguientes, con $h = 12$:

Raíz cuadrada del error cuadrático medio: $RECM = \sqrt{\frac{1}{\tau} \sum_{t=1}^{\tau} (\pi_{t+h} - \hat{\pi}_{t+h/t})^2}$

Error medio: $EM = \frac{1}{\tau} \sum_{t=1}^{\tau} (\pi_{t+h} - \hat{\pi}_{t+h/t})$

Error absoluto medio: $EAM = \frac{1}{\tau} \sum_{t=1}^{\tau} |\pi_{t+h} - \hat{\pi}_{t+h/t}|$

Rango: $R = Max[\pi_{t+h} - \hat{\pi}_{t+h/t}] - Min[\pi_{t+h} - \hat{\pi}_{t+h/t}]$

donde:

$\hat{\pi}_{t+h/t}$ es la predicción en t de la tasa interanual de inflación subyacente en $t+h$.

π_{t+h} es la tasa de inflación interanual en $t+h$.

τ es el número de períodos considerados.

El siguiente cuadro muestra los principales resultados obtenidos en el período 2005.02 – 2007.06.

CONTENIDO INFORMATIVO DEL INDICADOR			
Errores de predicción de la tasa de inflación headline			
doce pasos adelante		Período 2005.02 - 2007.06	
$f(\pi_{t+12} - \hat{\pi}_{t+12/t})$	MFDG	$E_t \pi_{t+12} = \pi_t^{core}$	AR 1
RECM	0,0146	0,0184	0,0220
EM	-0,0104	-0,0082	-0,0150
EAM	0,0116	0,0127	0,0172
RANGO	0,0358	0,0571	0,0627

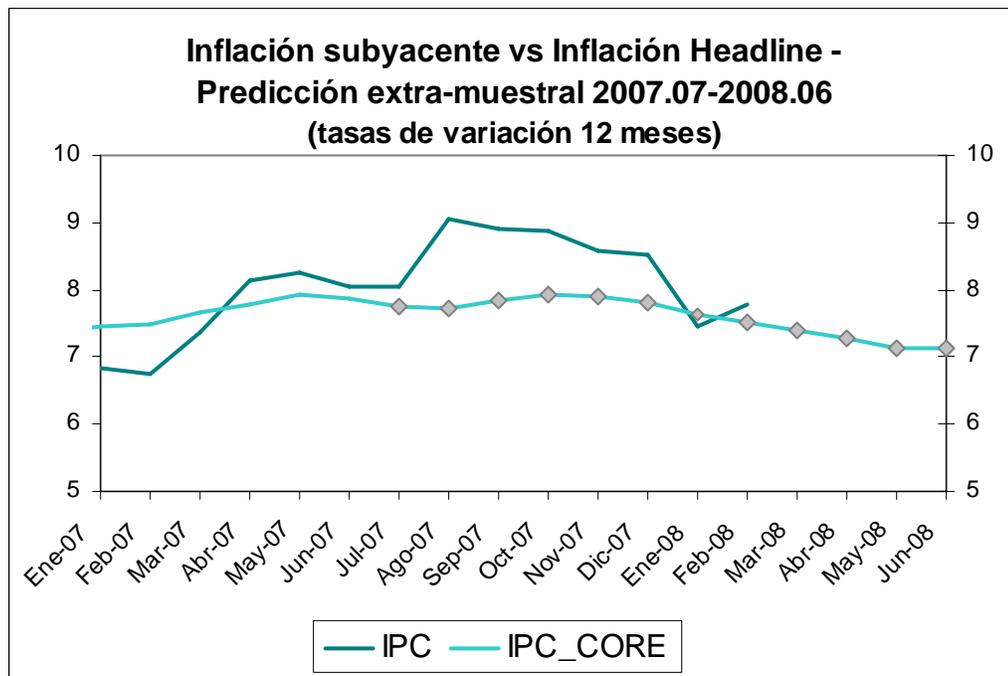
Nota: π es la tasa de inflación interanual

Como puede observarse, tanto las predicciones del MFDG como las que surgen directamente del componente común y de largo plazo, presentan un menor sesgo y una menor dispersión respecto a las proyecciones del modelo AR1.

En síntesis, la evidencia encontrada da una idea adecuada de la capacidad predictiva del indicador. En este punto, cabe señalar que este análisis es considerado una primera aproximación al tema de la evaluación del indicador. Así, un análisis complementario podría basarse, en la evaluación del desempeño predictivo del indicador de inflación subyacente, en comparación al de un conjunto de variables predictoras de la tasa de inflación *headline*, mediante la utilización de modelos predictivos bivariantes.

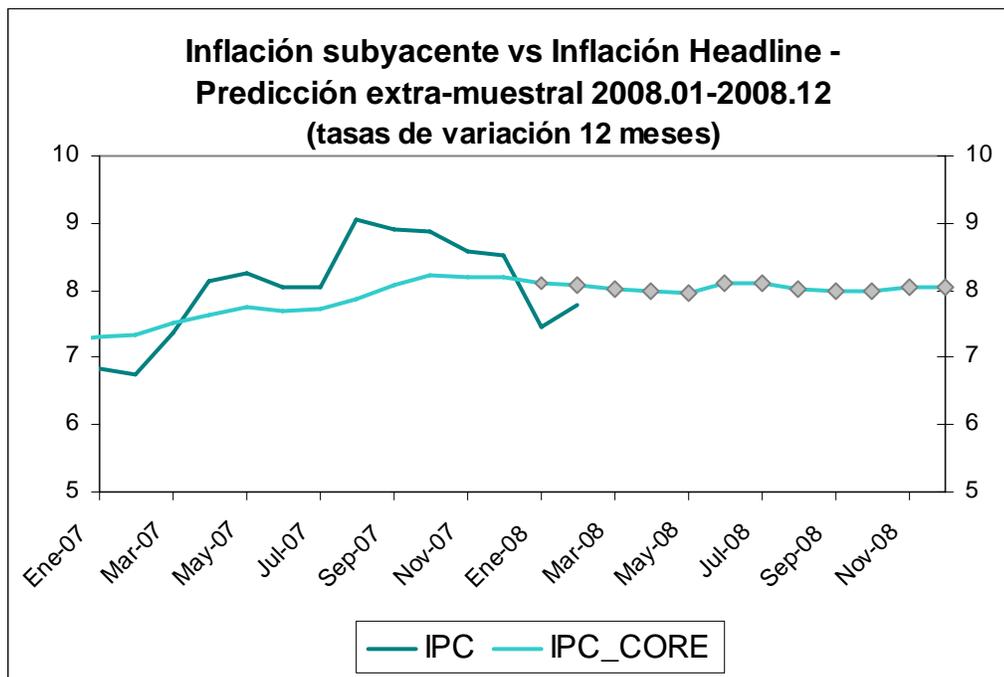
VII. PREDICCIÓN

El gráfico siguiente muestra la predicción del indicador de inflación subyacente para un horizonte de 12 meses, correspondiente a julio 2007-junio 2008.



La proyección, con información disponible hasta junio de 2007, muestra una tendencia levemente decreciente en el indicador de inflación subyacente, que converge a un nivel levemente por encima del 7% hacia finales del horizonte de proyección.

Con el objetivo de obtener una visión más actualizada de la tendencia inflacionaria se realizó la proyección incorporando información hasta diciembre de 2007. En este caso se realizó una estimación balanceada, con datos para todas las variables. No obstante, cabe señalar que el MFDG prevé un procedimiento de estimación que permite lidiar con problemas de desbalances al final de la muestra²⁵. Los resultados se presentan en el gráfico siguiente.



Como puede observarse, con la incorporación de las nuevas realizaciones de las variables, el indicador de inflación subyacente proyectado exhibe una tendencia creciente, finalizando en un nivel cercano al 8% hacia fines del horizonte de proyección.

²⁵ El mismo se presenta en el Anexo C.

VIII. CONCLUSIONES

En este trabajo se desarrolló un indicador de inflación subyacente para la economía uruguaya basado en la propuesta de Cristadoro *et al* (2003). Este indicador explota información proveniente de un panel de datos de 182 series, incluyendo precios, así como variables nominales y reales. Presenta dos características que lo hacen adecuado para el análisis de la tendencia inflacionaria. En primer lugar, permite resumir, en un único indicador, información sobre las presiones inflacionarias, implícita en el comportamiento de un gran número de variables. En segundo lugar, filtra simultáneamente los dos tipos de distorsiones que afectan al IPC: los movimientos idiosincrásicos y la volatilidad de corto plazo.

La obtención del indicador se basa en la realización de procedimientos de suavizado en la dimensión *cross-section* y en la dimensión temporal. Esto se realiza mediante la extracción del componente de mediano y largo plazo de la tasa de variación del IPC.

El indicador de inflación subyacente estimado presenta una evolución más suave, en comparación con la tasa de inflación *headline* y se encuentra fuertemente correlacionado con ésta. La evaluación se realizó tomando en

consideración el contenido informativo del indicador respecto a la evolución futura de la tasa de inflación *headline*. Este análisis fue realizado desde tres perspectivas.

En primer lugar, se aportó evidencia de que el desvío de la tasa de inflación *headline* respecto de la tasa de inflación subyacente mide adecuadamente el componente transitorio de la tasa de inflación *headline*. En este contexto, los desvíos hoy en la tasa de inflación *headline* respecto al indicador, están inversamente correlacionados con los cambios futuros en la tasa de inflación *headline*.

En segundo lugar, se presentó evidencia de que el indicador tiende a anticipar temporalmente la evolución de la tasa de inflación *headline*.

En tercer lugar, se evaluó el contenido informativo del indicador a partir de una serie de medidas de precisión de las predicciones de la tasa de inflación *headline* (variación interanual). Tanto las predicciones del MFDG, como las que surgen directamente del componente común y de largo plazo, presentan un mejor desempeño que las proyecciones del modelo AR1, utilizado como *benchmark*.

En conclusión, la evidencia encontrada sugiere un buen desempeño predictivo del indicador presentado. Su contenido informativo lo hace susceptible de ser explotado en modelos bivariantes en los que la tasa de inflación subyacente sea utilizada para predecir el comportamiento de largo plazo de la tasa de inflación *headline*.

IX. BIBLIOGRAFÍA

- Aguirre, A.; Céspedes, L.; (2004): “Uso de análisis factorial dinámico para proyecciones macroeconómicas”; Banco Central de Chile; Documento de Trabajo N° 274.
- Altissimo, F.; Bassanetti, A.; Cristadoro, R.; Forni, M.; Lippi, M.; Reichlin, L.; Veronese, G.; (2001): “A real time coincident indicator of the euro area business cycle”; Banca D’Italia; Temi di discussione del Servizio Studi; Number 436.
- Bakhshi, H.; Yates, T.; (1999): “To trim or not to trim? An application of a trimmed mean inflation estimator to the United Kingdom”; Bank of England.
- Bai, J.; Ng, S.; (2000): “Determining the number of factors in approximate factor models”; Department of Economics - Boston College.
- Banco Central del Uruguay (1988): “Índice de precios al por mayor de productos nacionales. Metodología. Base: Promedio del año 1988”.
- Blass, R.; Rodrigues, F.; (2007): “Evaluation and Combination of Core Inflation Measures for Brazil”; Research Department of Central Bank of Brazil.
- Bucacos, L.; (2004): “Acerca del proceso de formación de precios internos en Uruguay en 1986.1-2003.4: un enfoque de cointegración multivariado”; Documento de trabajo 02/2004; Banco Central del Uruguay.
- Carbajal, F.; Lanzilotta, B.; Llambí, C.; Velázquez, C.; (2007): “La brecha de producto para Uruguay: metodologías para su estimación y aplicaciones”; CINVE.
- Cecchetti, S.; (1997): “Measuring Short-Run Inflation for Central Bankers”; Federal Reserve Bank of St. Louis Review.
- Chamberlain, G.; Rothschild, M.; (1982): “Arbitrage, factor structure, and mean variance analysis on large asset markets”; NBER, Working Paper No. 996.

- Cogley, T.; (1998): "A Simple Adaptive Measure of Core Inflation" Federal Reserve Bank of San Francisco; Working Paper no. 98-06.
- Cristadoro, R.; Forni, M.; Reichlin, L.; Veronese, G.; (2003): "A Core Inflation Indicator for the Euro Area"; Bank of Italy; University of Modena, CEPR, Université Libre de Bruxelles, ECARES, CEPR.
- Cristadoro, R.; Forni, M.; Reichlin, L.; Veronese, G.; (2001): "A Core Inflation Indicator for the Euro Area"; Banca D'Italia; Temi di discussione del Servizio Studi; Number 435.
- Croux, C.; Forni, M.; Reichlin, L.; (1999): "A Measure of Comovement for Economic Variables: Theory and Empirics", CEPR – ECARES.
- Cuttler, J.; (2001): "Core Inflation in the UK"; External Monetary Policy Committee Unit Discussion Paper No. 3.
- D'Amato, L.; Sanz, L.; Sotes, J.; (2006): "Evaluación de medidas alternativas de Inflación Subyacente para Argentina"; Banco Central de la República Argentina.
- Fernández, R. (2007): "Tendencia inflacionaria de la economía uruguaya: ¿cómo medirla? ¿cómo evaluarla? Algunas propuestas"; Documento Interno - Banco Central del Uruguay.
- Fernández, R. (2005): "Cuatro medidas de Inflación Subyacente para Uruguay"; Documento Interno - Banco Central del Uruguay.
- Fernández, R. (2004): "Una medición de la inflación subyacente en Uruguay"; Documento interno - Banco Central del Uruguay.
- Forni, M.; Hallin, M.; Lippi, M.; Reichlin, L.; (2003): "The generalized dynamic factor model: one-sided estimation and forecasting"; Università di Modena; ISRO, ECARES, Université Libre de Bruxelles; Università di Roma; CEPR, ECARES, Université Libre de Bruxelles.
- Forni, M.; Hallin, M.; Lippi, M.; Reichlin, L.; (2001): "Do Financial Variables Help Forecasting Inflation and real Activity in the Euro Area?"; Università di Modena, CEPR; ISRO, ECARES, Université Libre de Bruxelles; Università di Roma La Sapienza; ECARES, Université Libre de Bruxelles, CEPR.

- Forni, M.; Hallin, M.; Lippi, M.; Reichlin, L.; (2001): “The Generalized Dynamic Factor Model Consistency and Rates”; Università di Modena, CEPR; ISRO, ECARES, Université Libre de Bruxelles; Università di Roma La Sapienza; ECARES, Université Libre de Bruxelles, CEPR.
- Forni, M.; Hallin, M.; Lippi, M.; Reichlin, L.; (2000): “The generalized dynamic factor model: identification and estimation”; Università di Modena; ISRO, ECARES, Université Libre de Bruxelles; Università di Roma; ISRO, ECARES, Université Libre de Bruxelles.
- Forni, M.; Lippi, M.; (2001): “The generalized dynamic factor model: representation theory”; CEPR.
- Gagliardi, E.; (2003): “Macroeconomía de economías pequeñas y abiertas”, Tomo II.
- Garda, P.; Lanzilotta, B.; Lorenzo, F.; (2004): “Descripción y evaluación de un esquema metodológico para el diagnóstico y predicción de la inflación en Uruguay”; CINVE.
- Gelos, G.; Rossi, F.; (2007): “The Inflation Process in Uruguay”; International Monetary Fund - Preliminary.
- Hahn, E.; (2002): “Core Inflation in the Euro Area: An Application of the Generalized Dynamic Factor Model”; CFS Working Paper No. 2002/11.
- Hahn, E.; (2002): “Core Inflation in the Euro Area: Evidence from the Structural VAR Approach”; CFS Working Paper No. 2001/09.
- Hamilton, J.; (1994): “Time series analysis”; Princeton University Press.
- Instituto Nacional de Estadística; (1997): “Metodología Índice de los Precios del Consumo Base Marzo 1997”.
- Instituto Nacional de Estadística; (2001): “Metodología Índice de Precios al Productor de Productos Nacionales (IPPN) Base Agosto 2001=100”.
- Instituto Nacional de Estadística; (2002): “Índice medio de salarios. Ley No. 13.728 del 17/12/68 y Ley Nº 17.649 del 3/06/03. Metodología. Base Diciembre 2002=100”.
- Lanzilotta, B.; (2006): “Aporte de los índices líderes de actividad económica al análisis de la coyuntura y a la predicción macroeconómica

en Uruguay”; Trabajo presentado para obtener el título de Magíster en Economía – Facultad de Ciencias Económicas y Administración – UDELAR.

- Leffort, F.; (1998): “Shocks de precios relativos e inflación: la mediana ponderada como medida de inflación subyacente en Chile”; Documento de trabajo del Banco Central de Chile.
- Le Sage, J.; (1999): “Applied econometrics using MATLAB”; Department of Economics – University of Toledo.
- Mankikar, A.; Paisley, J.; (2004): “Core inflation: a critical guide”; Bank of England, Working Paper no. 242.
- Marques, C.; Neves, P.; Sarmiento, L.; (2000): “Evaluating core inflation measures”; Banco de Portugal, Working paper N° 3-00.
- Perotti, E. (2002): “Consideraciones sobre la inflación”, Bolsa de comercio de Rosario, Argentina.
- Quah, D.; Vahey, S.; (1995): “Measuring Core Inflation”; The Economic Journal, Vol. 105, No. 432, 1130-1144.
- Reichlin, L.; (2002): “Factor models in large cross-sections of time series”; Universite Libre de Bruxelles (ECARES), CEPR.
- Rich, R.; Steindel, C.; (2007): “A Comparison of Measures of Core Inflation Federal Reserve Bank of New York.
- Romer, D.; (2001): “Advanced Macroeconomics”, Mc. Graw Hill.
- Stock, J.; Watson, M.; (1998): “Difussion Indexes”; NBER, Working Paper 6702.
- The Math Works; (2001): “Getting Started with Matlab - Version 6”.
- The Math Works; (2001): “Using Matlab - Version 6”.
- Valdivia, L.; Vallejos, L.; “Inflación subyacente en el Perú”, Banco Central de Reserva del Perú.
- Vega, J.; Wynne, M.; (2001): “An evaluation of some measures of core inflation for the euro area”; ECB working paper no. 53.

- Wynne, M.; (1999): “Core inflation: a review of some conceptual issues”; Research Department, Federal Reserve Bank of Dallas.

X. ANEXO A - Descripción de las series

A continuación se presenta un listado con el detalle de las 182 series consideradas y sus respectivas fuentes.

Descripción	Fuente	Transformación
IPC - nivel gral. y componentes		
<i>IPC - gral</i>	INE	(1-L)Log
<i>Aceite</i>	INE	(1-L)Log
<i>Agua</i>	INE	(1-L)Log
<i>Alimentos no especificados</i>	INE	(1-L)Log
<i>Anteojos</i>	INE	(1-L)Log
<i>Auto</i>	INE	(1-L)Log
<i>Aves</i>	INE	(1-L)Log
<i>Café</i>	INE	(1-L)
<i>Calzado</i>	INE	(1-L)
<i>Carne</i>	INE	(1-L)Log
<i>Carne en conservas</i>	INE	(1-L)Log
<i>Cereales</i>	INE	(1-L)Log
<i>Cerveza</i>	INE	(1-L)Log
<i>Cocoa</i>	INE	(1-L)Log
<i>Comidas fuera del Hogar</i>	INE	(1-L)
<i>Cuidados personales</i>	INE	(1-L)
<i>Dulces</i>	INE	(1-L)Log
<i>Electrodomésticos</i>	INE	(1-L)Log
<i>Efectos Personales</i>	INE	(1-L)Log
<i>Otros artículos de esparcimiento no duraderos</i>	INE	(1-L)
<i>Espicias</i>	INE	(1-L)Log
<i>Frutas</i>	INE	(1-L)Log
<i>Galletas</i>	INE	(1-L)
<i>Huevos</i>	INE	(1-L)Log
<i>Manteca</i>	INE	(1-L)
<i>Libros y materiales de enseñanza</i>	INE	(1-L)
<i>Medicinas</i>	INE	(1-L)Log
<i>Muebles</i>	INE	(1-L)
<i>Pastas</i>	INE	(1-L)
<i>Pescado</i>	INE	(1-L)
<i>Queso</i>	INE	(1-L)Log
<i>Reparaciones</i>	INE	(1-L)
<i>Reparación de calzados</i>	INE	(1-L)Log
<i>Servicios de esparcimiento</i>	INE	(1-L)
<i>Servicios para el hogar</i>	INE	(1-L)Log
<i>Servicios médicos</i>	INE	(1-L)
<i>Té</i>	INE	(1-L)Log
<i>Telas</i>	INE	(1-L)
<i>Textiles hogar</i>	INE	(1-L)
<i>Turismo</i>	INE	(1-L)Log
<i>Utensillos del hogar</i>	INE	(1-L)Log
<i>Verdura</i>	INE	(1-L)Log
<i>Verduras congeladas</i>	INE	(1-L)Log
<i>Vestimenta</i>	INE	(1-L)
<i>Whisky</i>	INE	(1-L)Log
<i>Yerba</i>	INE	(1-L)Log

<u>Descripción</u>	<u>Fuente</u>	<u>Transformación</u>
IPPN - nivel gral. y componentes		
<i>IPPN_gral</i>	<i>En base a INE/BCU</i>	<i>(1-L)Log</i>
<i>Abonos</i>	<i>En base a INE/BCU</i>	<i>(1-L)Log</i>
<i>Automotores y repuestos</i>	<i>En base a INE/BCU</i>	<i>(1-L)Log</i>
<i>Cereales</i>	<i>En base a INE/BCU</i>	<i>(1-L)Log</i>
<i>Cría de Cerdos</i>	<i>En base a INE/BCU</i>	<i>(1-L)Log</i>
<i>Cría de Ganado</i>	<i>En base a INE/BCU</i>	<i>(1-L)Log</i>
<i>Cría de Pollos</i>	<i>En base a INE/BCU</i>	<i>(1-L)Log</i>
<i>Frutales</i>	<i>En base a INE/BCU</i>	<i>(1-L)Log</i>
<i>Hilandería y Tejeduría</i>	<i>En base a INE/BCU</i>	<i>(1-L)Log</i>
<i>Industrias Hierro y Acero</i>	<i>En base a INE/BCU</i>	<i>(1-L)Log</i>
<i>Jabones</i>	<i>En base a INE/BCU</i>	<i>(1-L)Log</i>
<i>Legumbres y Hortalizas</i>	<i>En base a INE/BCU</i>	<i>(1-L)Log</i>
<i>Medicamentos</i>	<i>En base a INE/BCU</i>	<i>(1-L)Log</i>
<i>Molinos harineros y yerbateros</i>	<i>En base a INE/BCU</i>	<i>(1-L)Log</i>
<i>Matanza y preparación carnes y aves</i>	<i>En base a INE/BCU</i>	<i>(1-L)Log</i>
<i>Panadería</i>	<i>En base a INE/BCU</i>	<i>(1-L)Log</i>
<i>Pesca</i>	<i>En base a INE/BCU</i>	<i>(1-L)Log</i>
<i>Productos plásticos</i>	<i>En base a INE/BCU</i>	<i>(1-L)Log</i>
<i>Sustancias químicas básicas</i>	<i>En base a INE/BCU</i>	<i>(1-L)Log</i>
IP externos		
<i>IP externos global</i>	<i>BCU</i>	<i>(1-L)Log</i>
<i>IP externos extrarregional</i>	<i>BCU</i>	<i>(1-L)Log</i>
<i>IP externos regional</i>	<i>BCU</i>	<i>(1-L)Log</i>
Precios internacionales - IP*		
<i>P* carne - Australia - precio FOB U.S., centavos US\$ por libra</i>	<i>IFS</i>	<i>(1-L)Log</i>
<i>P* petróleo West Texas - US\$ por barril</i>	<i>IFS</i>	<i>(1-L)Log</i>
<i>P* petróleo Brent - US\$ por barril</i>	<i>IFS</i>	<i>(1-L)Log</i>
<i>P* maíz - FOB Golfo de Mexico, US\$ por tm</i>	<i>IFS</i>	<i>(1-L)Log</i>
<i>P* arroz - Tailandia - Precio nominal, US\$ por tm</i>	<i>IFS</i>	<i>(1-L)Log</i>
<i>P* trigo - No.1 Hard Red Winter, FOB Golfo de Mexico, US\$ por tm</i>	<i>IFS</i>	<i>(1-L)Log</i>
<i>P*carne - Argentina, cortes congelados, valor unitario exportación</i>	<i>FAO</i>	<i>(1-L)Log</i>
<i>P export carne USA - US\$/ton.</i>	<i>FAO</i>	<i>(1-L)Log</i>
<i>P* maíz - US No.2, Yellow, U.S. Gulf (Friday)</i>	<i>FAO</i>	<i>(1-L)Log</i>
<i>P* arroz - White Broken Rice, Thai A1 Super, f.o.b Bangkok</i>	<i>FAO</i>	<i>(1-L)Log</i>
<i>P* arroz - White Rice, Thai 100% B second grade, f.o.b. Bangkok</i>	<i>FAO</i>	<i>(1-L)Log</i>
<i>P* azúcar - precio diario I.S.A., Promedios semanales</i>	<i>FAO</i>	<i>(1-L)Log</i>
<i>P* trigo - US No.2, Hard Red Winter ord. Prot, US Fob Gulf (Tuesday)</i>	<i>FAO</i>	<i>(1-L)Log</i>
<i>P* trigo - US No.2, Soft Red Winter Wheat , US Gulf (Tuesday)</i>	<i>FAO</i>	<i>(1-L)Log</i>
<i>P* lana - 64's, London, Friday</i>	<i>FAO</i>	<i>(1-L)Log</i>
<i>P* manteca - Oceania, precios indicativos export , f.o.b.</i>	<i>FAO</i>	<i>(1-L)Log</i>
<i>P* queso cheddar - Oceania, precios indicativos export, f.o.b.</i>	<i>FAO</i>	<i>(1-L)Log</i>
<i>P* leche en polvo descremada - Oceania, precios indicativos export, f.o.b.</i>	<i>FAO</i>	<i>(1-L)Log</i>
<i>P* leche en polvo entera - Oceania, precios indicativos export, f.o.b.</i>	<i>FAO</i>	<i>(1-L)Log</i>

Descripción	Fuente	Transformación
Agregados monetarios - nominales		
M1	BCU	(1-L)Log
M1' (incluye cajas de ahorro)	BCU	(1-L)Log
M2	BCU	(1-L)Log
Agregados monetarios - reales		
M1/IPC	Cálculos propios	(1-L)
M1'/IPC (incluye cajas de ahorro)	Cálculos propios	(1-L)
M2/IPC	Cálculos propios	(1-L)
Demanda Agregada - nominales		
SPNF - Gasto primario corriente	BCU	(1-L)Log
SPNF - Gasto en remuneraciones	BCU	(1-L)Log
SPNF - Gasto en bienes y servicios	BCU	(1-L)Log
SPNF - Prestaciones a la Seguridad Social	BCU	(1-L)Log
Índice de importaciones de bienes de capital	BCU	(1-L)Log
Índice de costo de la construcción	BCU	(1-L)Log
Demanda Agregada - reales		
SPNF - Gasto primario corriente	BCU	(1-L)
SPNF - Gasto en remuneraciones	BCU	(1-L)
SPNF - Gasto en bienes y servicios	BCU	(1-L)
SPNF - Prestaciones a la Seguridad Social	BCU	(1-L)
Consumo privado - Índice volumen físico - serie 1	BCU	(1-L)Log
Consumo interno - Índice volumen físico - serie 2	BCU	(1-L)Log
Consumo interno - Índice volumen físico - serie 3	BCU	(1-L)Log
IVF actividad económica - Gral y componentes		
IVF - Actividad económica	BCU	(1-L)
IVF - Sector agropecuario	BCU	(1-L)
IVF - Comercio, restaurantes y hoteles	BCU	(1-L)
IVF - Construcción	BCU	(1-L)Log
IVF - Demanda energía eléctrica	BCU	(1-L)Log
IVF - Industria	BCU	(1-L)Log
IVF - Transporte y comunicaciones	BCU	(1-L)Log
IVF - Otros	BCU	(1-L)

Descripción	Fuente	Transformación
Mercado Laboral		
<i>Tasa empleo - País urbano</i>	INE	(1-L)
<i>Tasa desempleo - País urbano</i>	INE	(1-L)
<i>Tasa desempleo - País urbano - Hombres 25 a 55 años</i>	BCU	(1-L)
<i>Tasa empleo - Montevideo</i>	INE	(1-L)
<i>Tasa desempleo - Montevideo</i>	INE	(1-L)
<i>Tasa desempleo jefes de hogar - Montevideo</i>	INE	(1-L)
<i>Tasa desempleo jefes de hogar - Interior</i>	INE	(1-L)
Empleo sectorial - Índices de variación		
<i>Empleo - Industria</i>	En base a INE	(1-L)Log
<i>Empleo - Servicios</i>	En base a INE	(1-L)Log
<i>Empleo - Construcción</i>	En base a INE	(1-L)Log
<i>Empleo - Transporte</i>	En base a INE	(1-L)Log
Costo unitario mano de obra (sectorial) - Índices de variación		
<i>Costo unitario de la mano de obra - Industria</i>	En base a INE	(1-L)Log
<i>Costo unitario mano de obra - Servicios</i>	En base a INE	(1-L)Log
<i>Costo unitario mano de obra - Construcción</i>	En base a INE	(1-L)Log
<i>Costo unitario mano de obra - Transporte</i>	En base a INE	(1-L)Log
Índice medio de salarios reales - IMSR		
<i>IMSR - Sector Privado</i>	INE	(1-L)
Tasas de interés sistema bancario moneda nacional - nominales		
<i>Tasa de interés activa promedio</i>	BCU	(1-L)
<i>Tasa de interés activa - empresas 30d</i>	BCU	(1-L)
<i>Tasa de interés activa - empresas 30a367d</i>	BCU	(1-L)
<i>Tasa de interés activa - familias 30d</i>	BCU	(1-L)
<i>Tasa de interés activa - familias 30a367d</i>	BCU	(1-L)
<i>Tasa de interés activa -agro</i>	BCU	(1-L)
<i>Tasa de interés activa - comercio y servicios</i>	BCU	(1-L)
<i>Tasa de interés activa - empresas 31d - rubro 177000</i>	BCU	(1-L)
<i>Tasa de interés activa - empresas >31d - rubro 163000</i>	BCU	(1-L)
<i>Tasa de interés activa - empresas >31d - rubro 167000</i>	BCU	(1-L)
<i>Tasa de interés activa - empresas >31d - rubro 177000</i>	BCU	(1-L)
<i>Tasa de interés call promedio</i>	BCU	(1-L)
<i>Tasa de interés pasiva promedio</i>	BCU	(1-L)
<i>Tasa de interés pasiva 61a91d</i>	BCU	(1-L)
<i>Tasa de interés pasiva 91a181d</i>	BCU	(1-L)
<i>Tasa de interés pasiva 181a367d</i>	BCU	(1-L)

<u>Descripción</u>	<u>Fuente</u>	<u>Transformación</u>
Tasas de interés sistema bancario moneda nacional - reales ex-ante		
<i>Tasa de interés real activa promedio</i>	<i>Cálculos propios</i>	(1-L)
<i>Tasa de interés real activa - empresas 30d</i>	<i>Cálculos propios</i>	(1-L)
<i>Tasa de interés real activa - empresas 30a367d</i>	<i>Cálculos propios</i>	(1-L)
<i>Tasa de interés real activa - familias 30d</i>	<i>Cálculos propios</i>	(1-L)
<i>Tasa de interés real activa - familias 30a367d</i>	<i>Cálculos propios</i>	(1-L)
<i>Tasa de interés activa - industria</i>	<i>Cálculos propios</i>	(1-L)
<i>Tasa de interés activa -agro</i>	<i>Cálculos propios</i>	(1-L)
<i>Tasa de interés activa - comercio y servicios</i>	<i>Cálculos propios</i>	(1-L)
<i>Tasa de interés activa - empresas 31d - rubro 177000</i>	BCU	(1-L)
<i>Tasa de interés activa - empresas >31d - rubro 163000</i>	BCU	(1-L)
<i>Tasa de interés activa - empresas >31d - rubro 167000</i>	BCU	(1-L)
<i>Tasa de interés activa - empresas >31d - rubro 177000</i>	BCU	(1-L)
<i>Tasa de interés real pasiva promedio</i>	<i>Cálculos propios</i>	(1-L)
<i>Tasa de interés real pasiva 61a91d</i>	<i>Cálculos propios</i>	(1-L)
<i>Tasa de interés real pasiva 91a181d</i>	<i>Cálculos propios</i>	(1-L)
<i>Tasa de interés real pasiva 181a367d</i>	<i>Cálculos propios</i>	(1-L)
Tasas de interés sistema bancario moneda extranjera		
<i>Tasa de interés activa promedio</i>	BCU	(1-L)
<i>Tasa de interés activa - empresas promedio</i>	BCU	(1-L)
<i>Tasa de interés activa - empresas 30d</i>	BCU	(1-L)
<i>Tasa de interés activa - empresas 30a367d</i>	BCU	(1-L)
<i>Tasa de interés activa - familias promedio</i>	BCU	(1-L)
<i>Tasa de interés activa - familias 30d</i>	BCU	(1-L)
<i>Tasa de interés activa - familias 30a367d</i>	BCU	(1-L)
<i>Tasa de interés activa - industria</i>	BCU	(1-L)
<i>Tasa de interés activa -agro</i>	BCU	(1-L)
<i>Tasa de interés activa - comercio y servicios</i>	BCU	(1-L)
<i>Tasa de interés pasiva promedio</i>	BCU	(1-L)
<i>Tasa de interés pasiva 61a91d</i>	BCU	(1-L)
<i>Tasa de interés pasiva 91a181d</i>	BCU	(1-L)
<i>Tasa de interés pasiva 181a367d</i>	BCU	(1-L)
Otras variables financieras		
<i>Uruguayan bonds index (spread) - República Afap</i>	República Afap	(1-L)Log
<i>Tipo de cambio - promedio de mes</i>	INE	(1-L)Log
Expectativas		
<i>Expectativas de inflación - próximos 12 meses</i>	BCU, 1998-2003 FMI	(1-L)
<i>Expectativas empresariales - Economía próximos 6 meses</i>	En base a datos CIIU	(1-L)
<i>Expectativas empresariales - Exportaciones próximos 6 meses</i>	En base a datos CIIU	(1-L)
<i>Expectativas empresariales - Ventas internas próximos 6 meses</i>	En base a datos CIIU	(1-L)

El indicador de expectativas de los empresarios industriales fue construido a partir de los datos de la Encuesta Mensual Industrial de la Cámara de Industrias del Uruguay (CIU). La información que publica la CIU refiere a las expectativas de evolución en los siguientes 6 meses, de las ventas al mercado interno, de exportaciones y de la economía en su conjunto. En el mismo sentido que Lanzilotta (2006) el indicador construido surge de la diferencia entre el porcentaje de respuestas positivas (definidas como aquellas que van en dirección a un mejor desempeño) versus la proporción de respuestas negativas. Esto implica dar una ponderación nula a las respuestas consistentes con el mantenimiento de la situación actual.

El indicador considerado es el siguiente:

$$exp_{***} = \%mejor - \%peor$$

XI. ANEXO B - Análisis espectral: principales características²⁶

La idea fundamental del análisis espectral es que una serie de tiempo estacionaria en covarianza se puede expresar como la suma de componentes cíclicos de diferentes frecuencias. Esta representación se llama espectro e indica la cantidad de varianza de la serie que se puede atribuir a las diferentes frecuencias. De esta forma, el área debajo del espectro, dentro de unas determinadas frecuencias, se puede interpretar como la porción de la varianza total de la serie atribuible a estos componentes cíclicos. Todo proceso estacionario admite tanto una representación en el dominio del tiempo, como una representación en el dominio de las frecuencias.

Sea Y_t un proceso estacionario en covarianza con media $E(Y_t)=\mu$ y covarianza de orden j igual a:

$$E(Y_t - \mu)(Y_{t-j} - \mu) = \gamma_j$$

Suponiendo que las autocovarianzas son sumables, la función generadora de autocovarianzas estará dada por:

²⁶ Estos conceptos fueron tomados de Hamilton (1994).

$$g_Y(z) = \sum_{j=-\infty}^{\infty} \gamma_j z^j \quad \text{donde } z \text{ denota un escalar complejo.}$$

Si esta expresión es dividida entre 2π y evaluada en un z tal que $z = e^{-i\omega}$ con $i = \sqrt{-1}$ y ω un escalar real, se obtiene como resultado el espectro poblacional de Y :

$$s_Y(\omega) = \frac{1}{2\pi} g_Y(e^{-i\omega}) = \frac{1}{2\pi} \sum_{j=-\infty}^{\infty} \gamma_j e^{-i\omega j}$$

Nótese que el espectro es una función de ω : dado un valor determinado de ω y una secuencia de autocovarianzas $\{\gamma_j\}_{j=-\infty}^{\infty}$, en principio, es posible calcular el valor de $s_Y(\omega)$.

El teorema de *Moivre* permite expresar $e^{-i\omega}$ como:

$$e^{-i\omega} = \cos(\omega j) - i * \text{sen}(\omega j)$$

Sustituyendo, teniendo en cuenta que para todo proceso estacionario en covarianza $\gamma_j = \gamma_{-j}$ y aplicando una serie de propiedades trigonométricas se llega a la siguiente expresión:

$$s_Y(\omega) = \frac{1}{2\pi} \left\{ \gamma_0 + 2 \sum_{j=1}^{\infty} \gamma_j \cos(\omega j) \right\}$$

Suponiendo que la secuencia de autocovarianzas $\{\gamma_j\}_{j=-\infty}^{\infty}$ es absolutamente sumable, la expresión obtenida implica que el espectro poblacional existe y es una función real y continua en ω . Como $\cos(\omega j) = \cos(-\omega j)$ para todo ω el espectro es simétrico alrededor de $\omega = 0$.

Finalmente, dado que $\cos[(\omega + 2\pi k)j] = \cos(\omega j)$, para todo entero k y j , el espectro $s_Y(\omega)$ es una función periódica en ω (el período es 2π). Si conocemos el valor de $s_Y(\omega)$ para todo ω entre 0 y π , es posible inferir el valor de $s_Y(\omega)$ para todo ω .

También es cierto que de conocerse el valor de $s_Y(\omega)$ para todo ω en $[0, \pi]$, es posible calcular el valor de la k -ésima autocovarianza γ_k para un determinado k . Esto significa que el espectro poblacional $s_Y(\omega)$ y la secuencia de autocovarianzas contienen exactamente la misma información. A continuación se presentan las fórmulas para calcular la autocovarianza de orden k a partir del espectro poblacional:

$$\int_{-\pi}^{\pi} s_Y(\omega) e^{i\omega k} d\omega = \gamma_k$$

$$\int_{-\pi}^{\pi} s_Y(\omega) \cos(\omega k) d\omega = \gamma_k$$

Haciendo $k = 0$ se obtiene:

$$\int_{-\pi}^{\pi} s_Y(\omega) d\omega = \gamma_0$$

En otras palabras, el área debajo del espectro poblacional entre $\pm \pi$ es γ_0 , la varianza de Y_t .

Dado que $s_Y(\omega)$ es no negativa la expresión $\int_{-\omega_1}^{\omega_1} s_Y(\omega) d\omega$ puede ser interpretada como la porción de la variación de Y_t asociada a frecuencias menores a ω_1 en valor absoluto. Asimismo, dado que $s_Y(\omega)$ es simétrica, la expresión anterior es equivalente a $2 \int_0^{\omega_1} s_Y(\omega) d\omega$ y representa la porción de la varianza de Y_t atribuible a componentes aleatorios periódicos de frecuencia menor o igual a ω_1 .

Para un determinado ω , y para una muestra de T observaciones, es posible construir el análogo muestral del espectro poblacional, denominado periodograma muestral, cuya expresión es la siguiente:

$$\hat{s}_Y(\omega) = \frac{1}{2\pi} \sum_{j=-T+1}^{T-1} \hat{\gamma}_j e^{-i\omega j}$$

El periodograma muestral cumple propiedades análogas a las presentadas en el caso poblacional.

En el caso en que T es un número impar, y_T puede ser expresado en términos de funciones periódicas con $M = \frac{T-1}{2}$ diferentes frecuencias. Las

frecuencias son las siguientes:

$$\begin{aligned} \omega_1 &= \frac{2\pi}{T} \\ \omega_2 &= \frac{4\pi}{T} \\ &\vdots \\ \omega_M &= \frac{2M\pi}{T} \end{aligned}$$

De esta forma, la mayor frecuencia considerada es:

$$\omega_M = \frac{2(T-1)\pi}{2T} < \pi$$

Las frecuencias consideradas pertenecen al intervalo $[0, \pi]$. Si el proceso generador de datos incluye ciclos con frecuencias negativas o mayores que π , éstas se imputarán a ciclos con frecuencias entre 0 y π . Esto se conoce como alisado.

Nótese que en una muestra finita, la menor frecuencia utilizada para explicar las variaciones de y es $\omega = \frac{2\pi}{T}$, que corresponde a un período de T . Si un ciclo demora más de T períodos en repetirse, no hay mucho para inferirse a partir de T observaciones.

La porción de la varianza de y atribuible a ciclos de frecuencia ω_j admite la siguiente expresión:

$$\frac{4\pi}{T} \cdot \hat{s}_y(\omega_j)$$

donde $\hat{s}_y(\omega_j)$ es el periodograma muestral en la frecuencia ω_j .

Según esta expresión, la porción de varianza muestral de y atribuible a ciclos de frecuencia ω_j es proporcional al periodograma muestral evaluado en ω_j , siendo $\frac{4\pi}{T}$ la constante de proporcionalidad, que corresponde a dos veces la diferencia entre cada una de las frecuencias ($\frac{2\pi}{T}$).

XII. ANEXO C – Principales Supuestos y Procedimiento de Estimación

XII.1. El modelo

Sea un vector de series $x_t = (x_{1t}, x_{2t}, \dots, x_{nt})'$. Formalmente, x_{jt} puede expresarse como:

$$\text{MFDG (I)} \quad x_{jt} = \chi_{jt} + \xi_{jt} = b_{j1}(L)u_{1t} + \dots + b_{jq}(L)u_{qt} + \xi_{jt} \quad \text{con } j = 1, \dots, \infty$$

siendo $b_{jh}(L)$, $h = 1, \dots, q$ un polinomio de rezagos de orden s :

$$b_{jh}(L)u_{ht} = b_{jh0}(L)u_{ht} + b_{jh1}(L)u_{ht-1} + \dots + b_{jhs}(L)u_{ht-s}$$

A continuación se exponen los supuestos en que se sustenta el MFDG:

◆ *Supuesto 1:*

- El proceso vectorial de n dimensiones $\{x_n = (x_{1t}, x_{2t}, \dots, x_{nt})', t \in Z\}$ tiene media cero y es estacionario para todo n . Para ello se asume que el

proceso vectorial de q dimensiones $\{u_q = (u_{1t}, u_{2t}, \dots, u_{qt})', t \in Z\}$ es un ruido blanco ortonormal, es decir que:

$$E(u_{jt}) = 0$$

$$\text{Var}(u_{jt}) = 1 \text{ para todo } j, t$$

$$u_{jt} \perp u_{jt-k} \text{ para todo } j, t, \text{ con } k \neq 0$$

$$u_{jt} \perp u_{st-k} \text{ para todo } s \neq j; t \text{ y } k.$$

- El vector $\{\xi_n = (\xi_{1t}, \xi_{2t}, \dots, \xi_{nt})', t \in Z\}$ es estacionario y tiene media cero para todo n y $\xi_{it} \perp u_{jt-k}$ para todo i, j, t y k .

Las variables $u_{ht}, h=1, \dots, q$ son los shocks comunes del modelo. Las variables $\chi_{jt} = x_{jt} - \xi_{jt}$ y ξ_{jt} corresponden al componente común y al componente idiosincrásico de x_{jt} , respectivamente.

La expresión (I) es un modelo factorial analítico. Es un modelo dinámico como los empleados en Geweke (1977) y Sargent y Sims (1977). Sin embargo, en este modelo la dimensión *cross-section* es infinita al igual que en el modelo factorial estático de Chamberlain (1983) y Chamberlain y Rothschild (1983), y no se utiliza el supuesto de que los componentes idiosincrásicos ξ_{jt} son mutuamente ortogonales.

◆ *Supuesto 2:*

Refiere a la matriz de densidad espectral $\Sigma^n(\theta)$ del proceso vectorial x_{nt} , donde θ indica la frecuencia. Se supone que para todo $i \in N$, existe un número real $c_i > 0$, tal que los elementos $\sigma_{ii}(\theta)$ de la matriz de densidad espectral están acotados, es decir, $\sigma_{ii}(\theta) \leq c_i$ para todo $\theta \in [-\pi, \pi]$.

Los supuestos 3 y 4 hacen uso de los valores propios dinámicos $\lambda_{\chi_h}^n(\theta)$ y $\lambda_{\xi_h}^n(\theta)$ de las matrices de densidad espectral de los componentes comunes $\Sigma_{\chi}^n(\theta)$ y de los componentes idiosincrásicos $\Sigma_{\xi}^n(\theta)$ respectivamente²⁷.

◆ *Supuesto 3:*

El primer valor propio dinámico idiosincrásico $\lambda_{\xi_1}^n(\theta)$ está acotado, esto es existe un número real Λ tal que $\lambda_{\xi_1}^n(\theta) \leq \Lambda$, para todo $\theta \in [-\pi, \pi]$ y para todo $i \in N$.

²⁷ Los valores propios dinámicos $\lambda_h^n(\theta)$ se definen como los valores propios de la matriz de densidad espectral como funciones de la frecuencia $\theta \in [-\pi, \pi]$. $\lambda_q^n(\theta)$ representa el q -ésimo valor propio real no negativo de $\Sigma_n(\theta)$ en orden descendente.

◆ *Supuesto 4:*

Los primeros q valores propios dinámicos asociados a $\Sigma^n(\theta)$ divergen en casi todo el intervalo $[-\pi, \pi]$, es decir que $\lim_{n \rightarrow \infty} \lambda_{\chi h}^n = \infty$ para todo $h \leq q$ en casi todo el intervalo $[-\pi, \pi]$.

El supuesto 3 introduce la posibilidad de una cantidad limitada de correlación cruzada entre los componentes idiosincrásicos, mientras que el supuesto 4 garantiza una cantidad mínima de correlación cruzada entre los componentes comunes.

Otros puntos importantes para la implementación práctica del modelo son los siguientes:

Siguiendo a Forni et al. (2000), los enunciados acerca de los valores propios dinámicos de las matrices de densidad espectral de los componentes no observables comunes e idiosincrásicos, dados por los supuestos 3 y 4, pueden ser representados en forma equivalente por enunciados sobre los valores propios dinámicos de la matriz de densidad espectral observada de las x_n , $\Sigma_n(\theta)$:

Proposición: “Bajo los supuestos 1 a 4, los primeros q valores propios de $\Sigma_n(\theta)$ divergen a medida que $n \rightarrow \infty$, en casi todo el intervalo $[-\pi, \pi]$, mientras que el $(q + 1)$ ésimo valor propio está acotado, es decir que existe un número real M tal que $\lambda_{q+1}^n(\theta) \leq M$ para cualquier $\theta \in [-\pi, \pi]$ y cualquier $n \in N$.”

Este enunciado permite extraer conclusiones acerca del comportamiento asintótico de los valores propios dinámicos de un determinado MFDG con q factores dinámicos. Forni y Lippi (2000) demuestran que también se cumple el recíproco, es decir que el comportamiento asintótico de los valores propios dinámicos de la matriz de densidad espectral observada $\Sigma_n(\theta)$ proporciona información acerca del número q de factores dinámicos del MFDG: “Si los primeros q valores propios de $\Sigma_n(\theta)$ divergen, a medida que $n \rightarrow \infty$ en casi todo el intervalo $[-\pi, \pi]$, mientras que el valor propio $(q + 1)$ ésimo se encuentra acotado, entonces las x 's admiten la representación del MFDG.

XII.2. Estimación de las covarianzas

En la primera etapa se estima la matriz de densidad espectral y las covarianzas de los componentes comunes. En primer lugar, se estima la matriz de densidad espectral de $x_t = (x_{1t}, x_{2t}, \dots, x_{nt})'$. Sea $\Sigma(\theta)$ la matriz teórica y $\hat{\Sigma}(\theta)$ su correspondiente estimación. La estimación es realizada utilizando una ventana de rezagos de Bartlett de tamaño M , es decir computando las matrices de covarianzas muestrales $\hat{\Gamma}(k)$, multiplicándolas

por los pesos $\omega_k = 1 - \frac{|k|}{M+1}$ y aplicando la transformación discreta de

Fourier:

$$\hat{\Sigma}(\theta) = \frac{1}{2\pi} \sum_{k=-M}^M \omega_k \hat{\Gamma}(k) e^{-i\theta k}$$

Forni et al (2000) proponen un criterio teórico para la fijación del tamaño de la ventana de rezagos de Bartlett. Este consiste en tomar un número máximo para M , sea $M_0(T)$, tal que $M_0(T) \rightarrow \infty$ y $\frac{M_0(T)}{T} \rightarrow 0$, estimar todas las especificaciones con $0 \leq M \leq M_0(T)$, y elegir aquella que minimice algún criterio dinámico. No obstante, estos autores argumentan que si bien es

preferible una regla dependiente de los datos, los criterios estándares de Akaike y Schwarz subestiman el tamaño óptimo de la ventana.

En esta investigación se trabaja con una ventana de rezagos de Bartlett de tamaño $M = 12$. No obstante, cabe señalar que como punto de partida y siguiendo a Cristadoro et al (2003) se consideró un tamaño de ventana $M = 18$, elección motivada por un tamaño muestral similar. Esta alternativa fue descartada sobre la base de un análisis preliminar de la estructura dinámica del panel resultante, que se inclinó a la correspondiente a la opción $M = 12$.

Los espectros son evaluados en 105 frecuencias equidistribuidas en el intervalo $[-\pi, \pi]$. Las frecuencias consideradas son $\theta_h = \frac{2\pi h}{T} = \frac{2\pi h}{104}$, con

$$h = -\frac{T}{2}, \dots, \frac{T}{2} = -52, \dots, 52.$$

Luego se aplica la descomposición en componentes principales dinámicos. Para cada frecuencia, se calculan los valores y vectores propios de $\hat{\Sigma}(\theta)$. Ordenando los valores propios en orden descendente para cada frecuencia y recolectando los valores correspondientes a diferentes frecuencias, se obtienen las funciones de valores y vectores propios $\lambda_j(\theta)$ y $U_j(\theta)$,

$j = 1, \dots, n$. La función $\lambda_j(\theta)$ puede interpretarse como la densidad espectral muestral del j -ésimo componente principal y, análogamente al análisis de componentes principales estáticos, el ratio que se presenta a continuación representa la contribución del j -ésimo componente principal en la varianza total del sistema:

$$p_j = \frac{\int_{-\pi}^{\pi} \lambda_j(\theta) d\theta}{\sum_{j=1}^n \int_{-\pi}^{\pi} \lambda_j(\theta) d\theta}$$

Sea $\Lambda_q(\theta)$ la matriz diagonal, que en su diagonal tiene a los valores propios $\lambda_1(\theta), \dots, \lambda_q(\theta)$, y $U(\theta)$ una matriz de $(n \times q)$ $(U_1(\theta), \dots, U_q(\theta))$, la estimación de la matriz de densidad espectral del vector de componentes comunes $\chi_t = (\chi_{1t} \dots \chi_{nt})'$ está dada por:

$$\hat{\Sigma}_\chi(\theta) = U(\theta)\Lambda(\theta)\tilde{U}(\theta)$$

siendo $\tilde{U}(\theta)$ la matriz conjugada de $U(\theta)$.

Siguiendo a Forni, Hallin, Lippi y Reichlin (2000) se identifica el número q de factores imponiendo un mínimo porcentaje de varianza explicada del 50%. En este caso se selecciona $q = 4$.

Una estimación de la matriz de densidad espectral del vector de componentes idiosincrásicos $\xi_t = (\xi_{1t}, \xi_{2t}, \dots, \xi_{nt})'$ puede obtenerse haciendo la diferencia:

$$\hat{\Sigma}_{\xi}(\theta) = \hat{\Sigma}(\theta) - \hat{\Sigma}_{\chi}(\theta)$$

Partiendo de la matriz de densidad espectral estimada se obtienen estimaciones de las matrices de covarianzas de χ_t utilizando la inversa de la transformación discreta de Fourier, es decir:

$$\hat{\Gamma}_{\chi}(k) = \frac{2\pi}{T+1} \sum_{h=-T/2}^{T/2} \hat{\Sigma}_{\chi}(\theta_h) e^{i\theta_h k}$$

Además, se realizan estimaciones de las matrices de covarianzas del componente de mediano y largo plazo $\chi_t^L = (\chi_{1t}^L, \dots, \chi_{nt}^L)'$ aplicando la transformación inversa a la frecuencia de banda de interés, esto es

$\left[\frac{-2\pi}{\tau}, \frac{2\pi}{\tau} \right]$. Precisamente, siendo que $\Gamma_{\chi^L} = E(\chi_t^L \chi_{t-k}^L')$, su correspondiente

estimación será:

$$\hat{\Gamma}_{\chi^L}(k) = \frac{2\pi}{2H+1} \sum_{h=-H}^H \hat{\Sigma}_{\chi}(\theta_h) e^{i\theta_h k}$$

donde H está definida por las condiciones $\theta_H \leq \frac{2\pi}{\tau}$ y $\theta_{H+1} > \frac{2\pi}{\tau}$.

En la aplicación empírica se elige $\tau = 12$, eliminando así las ondas con periodicidad menor al año.

Por lo tanto, las condiciones quedan expresadas de la siguiente forma:

$$H / \theta_H \leq \frac{\pi}{6} \quad \text{y} \quad \theta_{H+1} > \frac{\pi}{6} \quad \Rightarrow \quad H = 9$$

XII.3. Estimación del espacio factorial

A partir de las covarianzas estimadas en la primera etapa, se estiman los factores estáticos como combinaciones lineales del presente de las variables observables x_{jt} , $j=1,\dots,n$. Los factores comunes u_{ht-k} , $h=1,\dots,q$; $k=1,\dots,s$ no están identificados si no se realizan supuestos adicionales y por lo tanto no pueden ser estimados. Esto, no obstante, no constituye un problema en la medida de que sólo se necesita un conjunto de $r = q(s+1)$ variables que conformen una base para el espacio lineal delimitado por los u_{ht} 's y sus rezagos. Entonces se puede obtener $\hat{\chi}_{jt}$ y $\hat{\chi}_{jt}^L$ proyectando χ_{jt} y χ_{jt}^L sobre esos factores.

La estrategia adoptada consiste en tomar los primeros r componentes principales generalizados de $\hat{\Gamma}_{\chi}^n(0)$ con respecto a la matriz diagonal que en su diagonal tiene las varianzas de los componentes idiosincrásicos ξ_{jt} , $j=1,\dots,n$, denotada por $\hat{\Gamma}_{\xi}^n(0)$. Se calculan los valores propios generalizados, μ_j , es decir los n números complejos que solucionan la ecuación $\det(\hat{\Gamma}_{\chi}^n(0) - z\hat{\Gamma}_{\xi}^n(0)) = 0$, así como los correspondientes vectores propios V_j , $j=1,\dots,n$, es decir los vectores que satisfacen la siguiente expresión:

$$V_j \hat{\Gamma}_\chi(0) = \mu_j V_j \hat{\Gamma}_\xi(0)$$

y la condición de normalización:

$$V_j \hat{\Gamma}_\xi(0) V_i' = \begin{cases} 0 & \text{si } j \neq i \\ 1 & \text{si } j = i \end{cases}$$

Luego se ordenan los valores propios en orden decreciente y se toman los vectores propios correspondientes a los r mayores valores propios. Los factores estáticos estimados son los componentes principales generalizados:

$$v_{jt} = V_j' x_t, \quad j = 1, \dots, r$$

Si $\hat{\Gamma}_\xi(0)$ es la matriz de varianzas y covarianzas de los componentes idiosincrásicos (es decir que los ξ_{jt} 's son mutuamente ortogonales), entonces los componentes principales generalizados son las combinaciones lineales de las x_{jt} 's que tiene el menor ratio de varianza idiosincrásica / varianza común. Se diagonaliza la matriz de varianzas y covarianzas del componente idiosincrásico, esto arroja mejores resultados en las simulaciones cuando n es grande respecto a T , como es este el caso.

XII.4. Estimación de la Inflación Subyacente

Utilizando los componentes principales generalizados y las covarianzas estimados en la primera etapa puede estimarse y predecir χ_{jt} y χ_{jt}^L .

Precisamente, fijando $V = (V_1, \dots, V_r)$ y $v_t = (v_{1t}, \dots, v_{rt})' = V' x_t$, el estimador de χ_{t+h} , $h = 0, \dots, s$, dada la información disponible en el momento t , es:

$$\hat{\chi}_{t+h} = \hat{\Gamma}_{\chi}(h) V (V' \hat{\Gamma}(0) V)^{-1} v_t$$

$$\hat{\Gamma}_{\chi}(h) V (V' \hat{\Gamma}(0) V)^{-1} V' x_t$$

Forni, Hallin, Lippi y Reichlin (2002) demuestran que a medida que n y t tienden a infinito, $\hat{\chi}_t$ (cada uno de sus componentes) converge en probabilidad a χ_t , y que $\hat{\chi}_{t+h}$, $h = 0, \dots, s$ converge a la proyección teórica de χ_{t+h} sobre el presente y el pasado de los u_{1t}, \dots, u_{qt} .

De forma similar, pueden estimarse los componentes de mediano y largo plazo χ_{jt+h}^L de la siguiente forma:

$$\hat{\chi}_{t+h}^L = \hat{\Gamma}_{\chi^L}(h) V (V' \hat{\Gamma}(0) V)^{-1} v_t$$

$$\hat{\Gamma}_{\chi^L}(h) V (V' \hat{\Gamma}(0) V)^{-1} V' x_t$$

$h = 0$ se utiliza para estimaciones intra-muestrales. $h \neq 0$ refiere a estimaciones al final de la muestra y puede ser utilizado en predicción.

XII.5. Tratamiento de desbalances al final de la muestra

Supongamos que T es la última fecha para la cual se cuenta con observaciones para todas las variables del panel y que hay algunas variables de las cuales se cuenta con información hasta las fechas $T+1, \dots, T+w-1$. Entonces se utiliza la fórmula anterior para calcular el indicador para los momentos $t=1, \dots, T$.

A continuación se explica el procedimiento para estimar $\hat{\chi}_{T+w-1}^L$. La estimación de $\hat{\chi}_{T+m-1}^L$ para $m < w$ se obtiene reemplazando w por m en la ecuación de más arriba.

Sin pérdida de generalidad es posible reordenar las variables de forma tal que:

$$x_t = (x_t^{1'}, x_t^{2'}, \dots, x_t^{w'})$$

donde x_t^j , $j=1, \dots, w$, agrupa las variables para las cuales la última observación disponible refiere a $T+j-1$.

Las matrices de covarianzas muestrales $\hat{\Gamma}(k)$ son particionadas de la forma siguiente:

$$\hat{\Gamma}(k) = \begin{pmatrix} \hat{\Gamma}^{11}(k) & \hat{\Gamma}^{12}(k) & \dots & \hat{\Gamma}^{1w}(k) \\ \hat{\Gamma}^{21}(k) & \hat{\Gamma}^{22}(k) & \dots & \hat{\Gamma}^{2w}(k) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \hat{\Gamma}^{w1}(k) & \hat{\Gamma}^{w2}(k) & \dots & \hat{\Gamma}^{ww}(k) \end{pmatrix}$$

Una partición similar se realiza para $\hat{\Gamma}_z(k)$.

La idea es redistribuir las variables de forma tal de utilizar, para cada una de ellas, la observación más actualizada y calcular los componentes principales generalizados del vector ajustado. De esta forma, es posible obtener información sobre los factores u_{hT+j} , $h=1, \dots, q$; $j=1, \dots, w-1$ y explotarla en la predicción.

Precisamente, se fija:

$$x_t^* = (x_t^{1'}, x_{t+1}^{2'}, \dots, x_{t+w-1}^{w'})'$$

Las matrices de covarianzas muestrales de x_t^* son las siguientes:

$$\hat{\Gamma}^*(k) = \begin{pmatrix} \hat{\Gamma}^{11}(k) & \hat{\Gamma}^{12}(k-1) & \cdots & \hat{\Gamma}^{1w}(k-w+1) \\ \hat{\Gamma}^{21}(k+1) & \hat{\Gamma}^{22}(k) & \cdots & \hat{\Gamma}^{2w}(k-w+2) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \hat{\Gamma}^{w1}(k+w-1) & \hat{\Gamma}^{w2}(k+w-2) & \cdots & \hat{\Gamma}^{ww}(k) \end{pmatrix}$$

y las matrices $\hat{\Gamma}_\chi^*(k)$ y $\hat{\Gamma}_\chi^{L*}(k)$ se definen de una forma similar. Luego se calcula la matriz V^* de los vectores propios generalizados de $\hat{\Gamma}_\chi^*(k)$ con respecto a $\hat{\Gamma}_\xi^*(k)$ (esta última matriz es diagonal y por tanto es la misma para x_t y x_t^*) y se obtienen predicciones de χ_{T+h}^{L*} utilizando la siguiente ecuación:

$$\hat{\chi}_{T+h}^{L*} = \hat{\Gamma}_\chi^{L*} V^* (V^{*'} \hat{\Gamma}_0^* V^*)^{-1} V^{*'} x_T^*$$

Finalmente se toma el vector correcto:

$$\hat{\chi}_{T+w-1}^L = \begin{pmatrix} \hat{\chi}_{T+w-1}^{L1} \\ \hat{\chi}_{T+w-2}^{L2} \\ \vdots \\ \hat{\chi}_T^{Lw} \end{pmatrix}$$

XIII. ANEXO D - Resultados Económicos

Correlaciones Cruzadas – Inflación headline vs Inflación Subyacente

Sample: 1999:11 2007:06

Included observations: 92

Correlations are asymptotically consistent approximations

IPC_A,IPC_A_CCLP(-i)	IPC_A,IPC_A_CCLP(+i)	i	lag	lead
. *****	. *****	0	0.9616	0.9616
. *****	. *****	1	0.9306	0.9600
. *****	. *****	2	0.8794	0.9369
. *****	. *****	3	0.8095	0.8951
. *****	. *****	4	0.7257	0.8379
. *****	. *****	5	0.6338	0.7676
. *****	. *****	6	0.5377	0.6853
. ****	. *****	7	0.4415	0.5936
. ***	. *****	8	0.3487	0.4952
. ***	. ****	9	0.2613	0.3967
. **	. ****	10	0.1813	0.3033
. *	. ***	11	0.1105	0.2190
. .	. **	12	0.0503	0.1451

Sample: 1999:11 2007:06

Included observations: 92

Correlations are asymptotically consistent approximations

IPC,IPC_CCLP(-i)	IPC,IPC_CCLP(+i)	i	lag	lead
. *****	. *****	0	0.7338	0.7338
. *****	. *****	1	0.6567	0.6348
. *****	. *****	2	0.5514	0.4950
. ****	. *****	3	0.4365	0.4036
. ***	. *****	4	0.3207	0.3820
. **	. *****	5	0.2289	0.4026
. **	. *****	6	0.1757	0.3979
. *	. ****	7	0.0689	0.3154
. .	. ***	8	-0.0361	0.1505
. .	. **	9	-0.0776	0.0314
. .	. *	10	-0.0951	-0.0383
. .	. .	11	-0.0683	-0.0405
. .	. .	12	-0.0323	-0.0081

Sample: 1999:11 2007:06

Included observations: 92

Correlations are asymptotically consistent approximations

IPC_A,IPC_CCLP(-i)	IPC_A,IPC_CCLP(+i)	i	lag	lead
. *****	. *****	0	0.6254	0.6254
. *****	. *****	1	0.7266	0.5036
. *****	. ****	2	0.8135	0.3983
. *****	. ***	3	0.8713	0.3077
. *****	. **	4	0.8964	0.2289
. *****	. **	5	0.8842	0.1599
. *****	. *	6	0.8506	0.0909
. *****	. .	7	0.7993	0.0257
. *****	. .	8	0.7351	-0.0336
. *****	. .	9	0.6580	-0.0684
. *****	. .	10	0.5648	-0.0832
. *****	. .	11	0.4578	-0.0913
. ***	. .	12	0.3430	-0.1023

Sample: 1999:11 2007:06

Included observations: 92

Correlations are asymptotically consistent approximations

IPC,IPC_A(-i)	IPC,IPC_A(+i)	i	lag	lead
. ****	. ****	0	0.3624	0.3624
. **	. *****	1	0.2122	0.4682
. *	. *****	2	0.1138	0.5302
. .	. *****	3	0.0541	0.5679
. .	. *****	4	0.0163	0.5954
. .	. *****	5	-0.0117	0.6094
. .	. *****	6	-0.0347	0.6142
. *	. *****	7	-0.0578	0.6055
. *	. *****	8	-0.0852	0.5783
. *	. *****	9	-0.0954	0.5341
. *	. *****	10	-0.0856	0.4662
. *	. ****	11	-0.0769	0.3574
. *	. **	12	-0.0696	0.2176

Sample: 1999:11 2007:06

Included observations: 92

Correlations are asymptotically consistent approximations

IPC,IPC_A(-i)	IPC,IPC_A(+i)	i	lag	lead
. ****	. ****	0	0.3624	0.3624
. **	. *****	1	0.2122	0.4682
. *	. *****	2	0.1138	0.5302
. .	. *****	3	0.0541	0.5679
. .	. *****	4	0.0163	0.5954
. .	. *****	5	-0.0117	0.6094
. .	. *****	6	-0.0347	0.6142
. *	. *****	7	-0.0578	0.6055
. *	. *****	8	-0.0852	0.5783
. *	. *****	9	-0.0954	0.5341
. *	. *****	10	-0.0856	0.4662
. *	. ****	11	-0.0769	0.3574
. *	. **	12	-0.0696	0.2176

Sample: 1999:11 2007:06

Included observations: 92

Correlations are asymptotically consistent approximations

IPC,IPC_A_CCLP(-i)	IPC,IPC_A_CCLP(+i)	i	lag	lead
. ***	. ***	0	0.3155	0.3155
. **	. ****	1	0.2328	0.3855
. **	. ****	2	0.1670	0.4442
. *	. *****	3	0.1068	0.4918
. *	. *****	4	0.0565	0.5337
. .	. *****	5	0.0202	0.5670
. .	. *****	6	-0.0102	0.5873
. .	. *****	7	-0.0366	0.5950
. *	. *****	8	-0.0518	0.5758
. *	. *****	9	-0.0594	0.5329
. *	. *****	10	-0.0630	0.4710
. *	. ****	11	-0.0688	0.3992
. *	. ***	12	-0.0727	0.3247

Sample: 1999:11 2007:06

Included observations: 92

Correlations are asymptotically consistent approximations

IPC,IPC_CCLP(-i)	IPC,IPC_CCLP(+i)	i	lag	lead
. *****	. *****	0	0.7338	0.7338
. *****	. *****	1	0.6567	0.6348
. *****	. *****	2	0.5514	0.4950
. ****	. ****	3	0.4365	0.4036
. ***	. ****	4	0.3207	0.3820
. **	. ****	5	0.2289	0.4026
. **	. ****	6	0.1757	0.3979
. *	. ***	7	0.0689	0.3154
. .	. *	8	-0.0361	0.1505
. *	. .	9	-0.0776	0.0314
. *	. .	10	-0.0951	-0.0383
. *	. .	11	-0.0683	-0.0405
. .	. .	12	-0.0323	-0.0081

Ecuación de Cogley

Dependent Variable: DLOG(IPC(6))-DLOG(IPC)
Method: Least Squares

Sample(adjusted): 1998:11 2006:12
Included observations: 98 after adjusting endpoints

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0.000163	0.000484	0.336390	0.7373
DLOG(IPC)- DLOG(IPC_CCLP)	-1.083098	0.136665	-7.925226	0.0000
R-squared	0.395501	Mean dependent var		0.000310
Adjusted R-squared	0.389204	S.D. dependent var		0.006127
S.E. of regression	0.004788	Akaike info criterion		-7.825143
Sum squared resid	0.002201	Schwarz criterion		-7.772389
Log likelihood	385.4320	F-statistic		62.80920
Durbin-Watson stat	0.913025	Prob(F-statistic)		0.000000

Wald Test:
Equation: COGLEY

Test Statistic	Value	df	Probability
F-statistic	0.249674	(2, 96)	0.7796
Chi-square	0.499348	2	0.7791

Null Hypothesis Summary:

Normalized Restriction (= 0)	Value	Std. Err.
C(1)	0.000163	0.000484
1 + C(2)	-0.083098	0.136665

Restrictions are linear in coefficients.

Dependent Variable: DLOG(IPC(12))-DLOG(IPC)

Method: Least Squares

Sample(adjusted): 1998:11 2006:06

Included observations: 92 after adjusting endpoints

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0.000415	0.000561	0.739324	0.4616
DLOG(IPC)- DLOG(IPC_CCLP)	-1.073137	0.158918	-6.752787	0.0000
R-squared	0.336284	Mean dependent var		0.000444
Adjusted R-squared	0.328909	S.D. dependent var		0.006570
S.E. of regression	0.005382	Akaike info criterion		-7.590077
Sum squared resid	0.002607	Schwarz criterion		-7.535256
Log likelihood	351.1436	F-statistic		45.60014
Durbin-Watson stat	0.816853	Prob(F-statistic)		0.000000

Wald Test:

Equation: COGLEY

Test Statistic	Value	df	Probability
F-statistic	0.381879	(2, 90)	0.6837
Chi-square	0.763758	2	0.6826

Null Hypothesis Summary:

Normalized Restriction (= 0)	Value	Std. Err.
C(1)	0.000415	0.000561
1 + C(2)	-0.073137	0.158918

Restrictions are linear in coefficients.

Dependent Variable: DLOG(IPC(18))-DLOG(IPC)

Method: Least Squares

Sample(adjusted): 1998:11 2005:12

Included observations: 86 after adjusting endpoints

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0.000549	0.000585	0.937759	0.3511
DLOG(IPC)- DLOG(IPC_CCLP)	-1.411335	0.165251	-8.540556	0.0000
R-squared	0.464767	Mean dependent var		0.000612
Adjusted R-squared	0.458396	S.D. dependent var		0.007372
S.E. of regression	0.005425	Akaike info criterion		-7.572538
Sum squared resid	0.002472	Schwarz criterion		-7.515460
Log likelihood	327.6191	F-statistic		72.94111
Durbin-Watson stat	0.853737	Prob(F-statistic)		0.000000

Wald Test:

Equation: COGLEY

Test Statistic	Value	df	Probability
F-statistic	3.567983	(2, 84)	0.0326
Chi-square	7.135967	2	0.0282

Null Hypothesis Summary:

Normalized Restriction (= 0)	Value	Std. Err.
C(1)	0.000549	0.000585
1 + C(2)	-0.411335	0.165251

Restrictions are linear in coefficients.

Dependent Variable: DLOG(IPC(24))-DLOG(IPC)

Method: Least Squares

Sample(adjusted): 1998:11 2005:06

Included observations: 80 after adjusting endpoints

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0.000627	0.000671	0.934421	0.3530
DLOG(IPC)- DLOG(IPC_CCLP)	-1.163358	0.187580	-6.201940	0.0000
R-squared	0.330265	Mean dependent var		0.000625
Adjusted R-squared	0.321679	S.D. dependent var		0.007283
S.E. of regression	0.005998	Akaike info criterion		-7.370011
Sum squared resid	0.002806	Schwarz criterion		-7.310460
Log likelihood	296.8004	F-statistic		38.46406
Durbin-Watson stat	0.714366	Prob(F-statistic)		0.000000

Wald Test:

Equation: COGLEY

Test Statistic	Value	df	Probability
F-statistic	0.815529	(2, 78)	0.4461
Chi-square	1.631057	2	0.4424

Null Hypothesis Summary:

Normalized Restriction (= 0)	Value	Std. Err.
C(1)	0.000627	0.000671
1 + C(2)	-0.163358	0.187580

Restrictions are linear in coefficients.

Dependent Variable: DLOG(IPC(36))-DLOG(IPC)

Method: Least Squares

Sample(adjusted): 1998:11 2004:06

Included observations: 68 after adjusting endpoints

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0.001147	0.000772	1.485471	0.1422
DLOG(IPC)- DLOG(IPC_CCLP)	-1.250500	0.226629	-5.517816	0.0000
R-squared	0.315681	Mean dependent var		0.000830
Adjusted R-squared	0.305313	S.D. dependent var		0.007619
S.E. of regression	0.006350	Akaike info criterion		-7.251665
Sum squared resid	0.002662	Schwarz criterion		-7.186385
Log likelihood	248.5566	F-statistic		30.44630
Durbin-Watson stat	0.753811	Prob(F-statistic)		0.000001

Wald Test:

Equation: COGLEY

Test Statistic	Value	df	Probability
F-statistic	1.600728	(2, 66)	0.2095
Chi-square	3.201456	2	0.2017

Null Hypothesis Summary:

Normalized Restriction (= 0)	Value	Std. Err.
C(1)	0.001147	0.000772
1 + C(2)	-0.250500	0.226629

Restrictions are linear in coefficients.

Test de Causalidad de Granger

Serie prefiltrada Tasa de variación del IPC

Pairwise Granger Causality Tests

Sample: 1998:10 2007:06

Lags: 3

Null Hypothesis:	Obs	F-Statistic	Probability
DLOG(IPC_CCLP) does not Granger Cause DLOG(IPC)	101	17.8166	3.1E-09
DLOG(IPC) does not Granger Cause DLOG(IPC_CCLP)		2.25248	0.08733

Pairwise Granger Causality Tests

Sample: 1998:10 2007:06

Lags: 6

Null Hypothesis:	Obs	F-Statistic	Probability
DLOG(IPC_CCLP) does not Granger Cause DLOG(IPC)	98	9.78715	3.5E-08
DLOG(IPC) does not Granger Cause DLOG(IPC_CCLP)		1.26360	0.28285

Pairwise Granger Causality Tests

Sample: 1998:10 2007:06

Lags: 9

Null Hypothesis:	Obs	F-Statistic	Probability
DLOG(IPC_CCLP) does not Granger Cause DLOG(IPC)	95	5.68226	5.4E-06
DLOG(IPC) does not Granger Cause DLOG(IPC_CCLP)		1.07996	0.38738

Pairwise Granger Causality Tests

Sample: 1998:10 2007:06

Lags: 12

Null Hypothesis:	Obs	F-Statistic	Probability
DLOG(IPC_CCLP) does not Granger Cause DLOG(IPC)	92	3.84116	0.00018
DLOG(IPC) does not Granger Cause DLOG(IPC_CCLP)		0.95265	0.50175

Serie original Tasa de variación del IPC

Pairwise Granger Causality Tests

Sample: 1998:10 2007:06

Lags: 3

Null Hypothesis:	Obs	F-Statistic	Probability
DLOG(IPC_CCLP) does not Granger Cause DLOG(IPCGRAL)	101	9.97645	9.0E-06
DLOG(IPCGRAL) does not Granger Cause DLOG(IPC_CCLP)		1.42189	0.24129

Pairwise Granger Causality Tests

Sample: 1998:10 2007:06

Lags: 6

Null Hypothesis:	Obs	F-Statistic	Probability
DLOG(IPC_CCLP) does not Granger Cause DLOG(IPCGRAL)	98	4.89533	0.00024
DLOG(IPCGRAL) does not Granger Cause DLOG(IPC_CCLP)		1.43141	0.21215

Pairwise Granger Causality Tests

Sample: 1998:10 2007:06

Lags: 9

Null Hypothesis:	Obs	F-Statistic	Probability
DLOG(IPC_CCLP) does not Granger Cause DLOG(IPCGRAL)	95	4.85398	3.9E-05
DLOG(IPCGRAL) does not Granger Cause DLOG(IPC_CCLP)		1.77553	0.08682

Pairwise Granger Causality Tests

Sample: 1998:10 2007:06

Lags: 12

Null Hypothesis:	Obs	F-Statistic	Probability
DLOG(IPC_CCLP) does not Granger Cause DLOG(IPCGRAL)	92	3.40581	0.00064
DLOG(IPCGRAL) does not Granger Cause DLOG(IPC_CCLP)		1.91165	0.04836

Modelo AR(1)

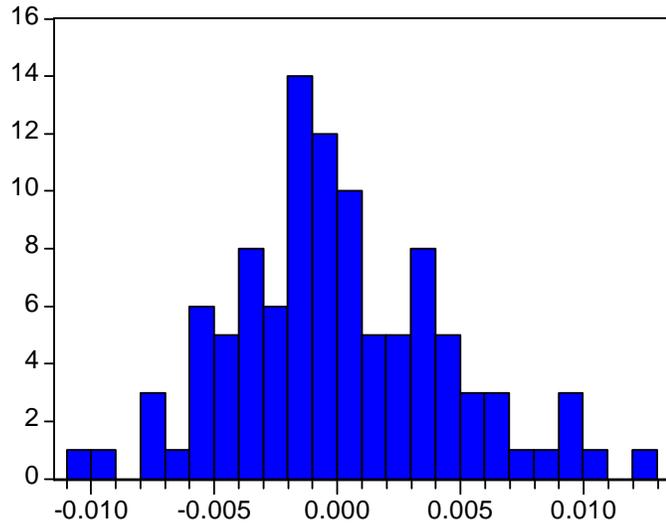
Dependent Variable: DLOG(IPCGRAL)
 Method: Least Squares
 Sample(adjusted): 1998:12 2007:06
 Included observations: 103 after adjusting endpoints
 Convergence achieved after 6 iterations

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0.005636	0.000699	8.068208	0.0000
D(FE>=200207)	0.037381	0.004674	7.998395	0.0000
D(FE>=200208)	0.048844	0.004848	10.07533	0.0000
D(FE>=200209)	0.023257	0.004538	5.124472	0.0000
D(FE=200401)	0.010676	0.002618	4.078027	0.0001
AR(1)	0.358024	0.098863	3.621430	0.0005
R-squared	0.730551	Mean dependent var		0.006709
Adjusted R-squared	0.716662	S.D. dependent var		0.008466
S.E. of regression	0.004506	Akaike info criterion		-7.910164
Sum squared resid	0.001970	Schwarz criterion		-7.756685
Log likelihood	413.3734	F-statistic		52.59870
Durbin-Watson stat	2.030043	Prob(F-statistic)		0.000000
Inverted AR Roots	.36			

Sample: 1998:12 2007:06
 Included observations: 103

Q-statistic probabilities adjusted for 1 ARMA term(s)

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
. .	. .	1 -0.025	-0.025	0.0680	
. .	. .	2 -0.005	-0.006	0.0707	0.790
. *	. *	3 0.166	0.166	3.0624	0.216
. .	. .	4 0.043	0.053	3.2636	0.353
. *	. *	5 -0.097	-0.096	4.3018	0.367
. *	. *	6 0.163	0.135	7.2624	0.202
. .	. .	7 0.016	0.009	7.2910	0.295
. .	. *	8 0.041	0.072	7.4842	0.380
. *	. .	9 0.081	0.049	8.2453	0.410
. *	** .	10 -0.158	-0.194	11.132	0.267
. *	. *	11 0.124	0.144	12.947	0.227
. *	. *	12 0.181	0.158	16.838	0.113
. .	. .	13 -0.046	0.002	17.095	0.146
. .	. *	14 -0.041	-0.079	17.305	0.186
. .	. *	15 -0.012	-0.156	17.322	0.239
. .	. *	16 0.000	0.083	17.322	0.300
. *	. .	17 -0.067	-0.036	17.885	0.331
. *	. .	18 0.070	0.053	18.514	0.357
. .	. *	19 -0.046	-0.074	18.788	0.405
. *	. *	20 -0.067	-0.151	19.366	0.434
. *	. *	21 0.079	0.184	20.196	0.446
. *	. *	22 -0.111	-0.085	21.836	0.409
. .	. .	23 -0.029	-0.018	21.947	0.463
. *	. *	24 0.150	0.083	25.018	0.349



Series: Residuals	
Sample 1998:12 2007:06	
Observations 103	
Mean	-2.63E-16
Median	-0.000379
Maximum	0.012687
Minimum	-0.010309
Std. Dev.	0.004395
Skewness	0.390676
Kurtosis	3.177735
Jarque-Bera	2.755676
Probability	0.252123