

APORTE DE LOS ÍNDICES LÍDERES DE ACTIVIDAD ECONÓMICA AL ANÁLISIS DE LA COYUNTURA Y LA PREDICCIÓN MACROECONÓMICA EN URUGUAY

*Trabajo presentado para obtener el título de Magíster en Economía
Facultad de Ciencias Económicas y de Administración
Universidad de la República*

*Autor: Bibiana Lanzilotta
Director de Tesis: Fernando Lorenzo
Febrero 2006*

Agradecimientos

A Fernando Lorenzo, por su apoyo y orientación, sin los cuales hubiera sido imposible siquiera idear este trabajo. También a su inmerecida confianza, y respaldo, no sólo en esta tarea sino en un sinnúmero de emprendimientos.

A mis compañeros de CINVE, y su siempre buena disposición. Al kinder, en especial. A mis compañeros del Instituto, por permitirme aplicar las horas de labor a esta tesis.

A Silvia Rodríguez, Paula Garda, Cecilia Llambí y Jorge Campanella, que leyeron y comentaron borradores parciales de este trabajo y evitaron que tuviera más errores de los que seguramente contiene. A Ignacio Sueiro, gran auxilio en la etapa incierta de arranque.

A mis compañeros del GEMT, a su juicio crítico y convicción de que en economía nada es incuestionable.

*Obviamente, a mis padres y hermano, a su incondicional apoyo y comprensión.
A Jorge y Constanza, por acompañarme, casi sin reclamos.*

Resumen

Este trabajo aborda la temática del empleo de los indicadores de ciclo para el análisis y predicción de la actividad económica. A pesar de su importancia, es conocido el rezago que habitualmente tienen las estadísticas de actividad económica agregada en Uruguay. Para su seguimiento y monitoreo, así como para la instrumentación de medidas de política a debido tiempo, es preciso disponer de indicadores cíclicos, estadísticas de síntesis, que proporcionen un cuadro coherente de la actividad económica en su conjunto y permitan anticipar los cambios en su trayectoria.

El objetivo de este trabajo es proponer índices líderes de actividad económica, discutiendo su rol potencial en predicción y su aporte en el análisis macroeconómico y de la coyuntura económica en Uruguay.

La metodología utilizada en este estudio, al igual que otros semejantes, adopta una concepción muy poco condicionada *a priori*. Se sigue la propuesta de Emerson y Hendry (1994) que utiliza el esquema metodológico de cointegración para asegurar la consistencia y estabilidad de los índices líderes. Ante la evidencia de asimetrías en el ciclo del PIB se exploran alternativas lineales y no lineales (modelos *TAR*) para su construcción.

La evaluación comparativa de desempeño entre los índices se realiza en un contexto *pseudo ex-ante*, utilizando el estadístico *RMSE-h* propuesto por Cecchetti *et al* (2000), especialmente relevante en la práctica de la evaluación predictiva para los *policy makers*. Los índices adelantados, conformados sólo por tres indicadores, presentan un mejor desempeño predictivo que los coincidentes, integrados por mayor número de variables. Todos ellos poseen mayor precisión que los modelos autorregresivos puros para la predicción del PIB.

Si bien el índice adelantado lineal es el que exhibe mejor desempeño predictivo en períodos de estabilidad, en aquellos de mayor fluctuación cíclica es el índice no-lineal el que aporta información más relevante. En un doble aspecto: en su comprensión y en su anticipación. El comportamiento asimétrico de las expectativas empresariales según cuán lejano se encuentre el ciclo económico de su trayectoria tendencial, permite que dicho índice anticipe con precisión los cambios de fase cíclica. En tanto adelanta al menos tres meses representa un instrumento potencialmente útil de política económica.

Índice

I.	Introducción	7
II.	Algunas definiciones y conceptos preliminares	9
II.1.	El ciclo: concepto, medición y puntos de giro	9
II.1.1.	Concepto de ciclo económico.....	9
II.1.2.	Medición del ciclo económico.....	10
II.1.2.1.	Métodos univariantes: los componentes no observables de una serie	11
II.1.2.2.	Métodos multivariantes para la determinación del ciclo	12
II.1.3.	Identificación de los puntos de giro de las fluctuaciones cíclicas.....	14
II.2.	¿Qué es y para qué sirve un indicador de ciclo?	15
II.3.	Indicadores coincidentes, adelantados y retrasados	15
II.4.	Los índices líderes	16
II.4.1.	Características deseables de los indicadores líderes	16
II.4.2.	Limitaciones de los índices líderes	17
III.	La discusión sobre los indicadores de ciclo	19
III.1.	La metodología original de NBER	19
III.1.1.	El índice líder de EEUU.....	20
III.1.2.	El índice líder de Reino Unido	21
III.2.	La metodología de factores dinámicos de Stock y Watson.....	22
III.3.	Indicadores basados en modelos univariantes	24
III.4.	Procedimientos automáticos de selección de modelos.....	24
III.5.	Utilización de modelos no lineales	25
III.5.1.	Modelos TAR y LSTAR	25
III.5.2.	Modelos de redes neuronales	26
III.5.3.	Modelos factoriales dinámicos no lineales	28
III.6.	El esquema de cointegración propuesto por Emerson y Hendry para la construcción de índices líderes	30
III.7.	Indicadores líderes basados en la teoría	30
III.8.	Estudios comparativos entre diversas metodologías de construcción de indicadores líderes.....	32
III.9.	En suma	33
IV.	Antecedentes nacionales.....	35
IV.1.	La predicción a partir de modelos univariantes y de extracción de señales ..	35
IV.2.	La predicción a partir de modelos econométricos multivariantes.....	36

IV.3.	La predicción sobre la base de indicadores líderes en Uruguay.....	37
V.	Índices líderes de actividad construidos sobre la base de modelos lineales.....	41
V.1.	Procedimiento de construcción de los índices	41
V.1.1.	Selección de los indicadores adelantados potenciales.....	41
V.1.2.	Estimación del índice líder.....	42
V.1.3.	Estimación de la señal de crecimiento a partir del índice líder	43
V.2.	Propuesta de un índice coincidente	45
V.2.1.	La variable de referencia y los indicadores adelantados insumo.....	45
V.2.2.	La conformación del índice compuesto coincidente	48
V.2.3.	Discusión de los puntos críticos	52
V.2.4.	Señal de crecimiento de los índices coincidentes	53
V.3.	Índice adelantado de actividad	54
V.3.1.	La variable de referencia y los indicadores de base	54
V.3.2.	Conformación del índice adelantado	58
V.3.3.	Discusión de los puntos críticos	59
V.3.4.	Señal de crecimiento del índice adelantado lineal	61
VI.	Una aproximación empírica no lineal para la construcción del índice líder	63
VI.1.	La representación de modelos TAR.....	64
VI.2.	Conformación del índice adelantado no-lineal	66
VI.2.1.	Índice adelantado no-lineal.....	67
VI.2.2.	Discusión de los puntos críticos	69
VI.2.3.	Señal firme de crecimiento del índice adelantado no-lineal	70
VII.	Comentarios y contextualización de los resultados empíricos preliminares	73
VIII.	Evaluación de desempeño de los índices líderes	77
VIII.1.	Evaluación y errores de predicción	77
VIII.1.1.	Procedimiento de evaluación de predicciones.....	77
VIII.1.2.	Medidas estadísticas para la evaluación de los modelos	78
VIII.1.3.	El Criterio de Cechetti, Chu y Steindel (RECM-h)	79
VIII.2.	Evaluación de los índices propuestos	81
VIII.2.1.	Evaluación de los índices respecto de la evolución observada del PIB.....	81
VIII.2.2.	Evaluación predictiva de los índices.....	82
VIII.3.	En suma	85

IX.	Reflexiones finales	89
IX.1.	Recapitulando: los resultados	89
IX.1.1.	La incidencia de las variables externas	90
IX.1.2.	Los indicadores forward looking: el papel de las expectativas.....	90
IX.1.3.	No linealidades en el comportamiento de las expectativas	91
IX.2.	El aporte de los índices líderes a la predicción macro: desempeño predictivo, y detección de los puntos críticos	91
IX.3.	Desencuentros y conexiones entre los índices líderes y la teoría económica	92
X.	Referencias bibliográficas	95
XI.	Anexo I: La metodología SEATS	101
XII.	Anexo II: Procedimiento de cointegración de Johansen	103
XIII.	Anexo III: Indicadores de base	105
XIV.	Anexo IV: Resultados econométricos	109

I. Introducción

La tasa de crecimiento de la actividad económica, conjuntamente con la inflación, son, probablemente, las dos variables macroeconómicas que más atención y análisis congregan. El análisis y diagnóstico de la coyuntura de la actividad económica tiene como objetivo prioritario determinar las características del crecimiento que experimenta la actividad económica, y sobre la base del diagnóstico, proyectar su trayectoria de corto y medio plazo. En otras palabras, mediante el análisis sistemático de la coyuntura económica, se intenta caracterizar la fase del ciclo que se encuentra atravesando la economía y detectar los posibles quiebres en las tendencias de largo plazo de la actividad económica.

Es conocido el rezago que habitualmente tienen las estadísticas de actividad económica global en Uruguay. Para el seguimiento y monitoreo de la misma se hace preciso contar con indicadores que revelen la situación de la economía en cada momento, y adviertan de los cambios en la trayectoria tendencial de la actividad económica. Disponer de buenos indicadores mejora la formación de expectativas de los agentes económicos reduciendo la incertidumbre y, en consecuencia, la probabilidad de asignaciones de recursos no óptimas. Si un índice adelantado está bien diseñado transmite una señal de advertencia acerca de los cambios que puede sufrir la actividad económica. Como tal, puede ser utilizado como instrumento de política económica, tanto para evitar recalentar la economía como para intentar hacer menos profunda una recesión.

El análisis a partir de índices líderes no tiene como principal objetivo el explicar el fenómeno económico, sino anticipar cambios en la evolución futura de corto y mediano plazo de la variable económica en cuestión.

Las técnicas de análisis cíclico y la definición de índices adelantados del ciclo retoman impulso luego de la Gran Depresión de los años 30. Desde su desarrollo inicial en 1938 por Wesley Mitchell y Arthur Burns en el *National Bureau of Economic Research*, los índices compuestos de indicadores económicos coincidentes y adelantados han jugado un rol importante en sintetizar el estado de la actividad macroeconómica. Si bien estas técnicas de análisis de ciclo y de índices líderes han recibido críticas tanto por la “ausencia de teoría económica” (“Medida sin Teoría”, Koopmans 1947)¹, por las dificultades que presenta el propio concepto de índice líder o de ciclo de referencia, así como por las técnicas estadístico-econométricas utilizadas, algunos autores han reivindicado su contribución en el análisis económico y particularmente de la coyuntura (Vining, 1949, Auerbach, 1981).

¹ Koopmans calificó a los indicadores sintéticos, criticando a Burns y Mitchell (1946), como “medida sin teoría”, “Measurement Without Theory.” *Review of Economic Statistics*, 29(3), 1947. Esta crítica fue comentada por Vining (1949), quien argumenta a favor de su enfoque de indicadores líderes sosteniendo que el juicio de Koopmans se funda en una visión muy restringida de la economía, en función de la cual sólo la teoría neo-clásica es válida. Esta controversia fue seguido por nuevas intervenciones de los mismos autores (véase, Raveaud, G. “Teaching Economics Through Controversias”, 2001).

Se advierte en la actualidad, una renovación del interés por el uso de indicadores líderes de la actividad económica, en parte debido al importante desarrollo de la teoría de indicadores líderes, asociada al fuerte impulso que han tenido las técnicas econométricas.

En Uruguay la utilización de indicadores cíclicos e índices adelantados o coincidentes no es una práctica extendida entre los analistas de la coyuntura económica, ni en los productores de estadísticas oficiales. Sin embargo, es posible encontrar algunas investigaciones que abordan este tema, e incluso se cuenta con un indicador líder de actividad económica construido por una consultora del ámbito local.²

El objetivo de este trabajo es discutir cuál es el aporte de la utilización de los índices líderes en el análisis macroeconómico, en el diagnóstico de la coyuntura y su rol potencial en predicción. Para ello, se proponen índices líderes (adelantados y coincidentes) para predecir el Índice de Volumen Físico del Producto Interno Bruto uruguayo (IVF - PIB). Los mismos son construidos a partir de modelos lineales y no lineales (modelos TAR). La metodología seguida requirió de una exploración inicial fundamentalmente empírica, que se enlaza con la aplicación de procedimientos econométricos más cercanos a la teoría económica. Así, se emplea el esquema metodológico de la cointegración, como lo proponen Emerson y Hendry (1994) para asegurar la consistencia y estabilidad en el tiempo de los índices líderes.

La evaluación de los índices propuestos, se realiza basándose en el estudio del comportamiento predictivo de los mismos *ex post* y en un contexto *pseudo ex ante*, y del análisis de su capacidad para predecir con precisión los puntos de giro del ciclo económico. Se utiliza el estadístico RMSE-*h* propuesto por Cecchetti et al (2000), especialmente relevante en la práctica de la evaluación predictiva para los *policy makers*.

Este documento se organiza de la siguiente manera. En el capítulo que sigue se explican algunos conceptos y definiciones que serán utilizados a lo largo del todo este trabajo, entre ellos los conceptos de ciclo económico y de indicadores de ciclo. En el capítulo III, se presentan en forma muy breve las metodologías para la construcción de estos indicadores que constituyen referentes en el tema. En el capítulo IV, se exponen los antecedentes nacionales conocidos sobre el tema. La metodología econométrica y su aplicación empírica en la construcción de los índices coincidentes y adelantados a través de modelos lineales se encuentran en la el capítulo V, y en el VI, la correspondiente a modelos no lineales. En el capítulo VII se comparan los resultados obtenidos con estudios previos sobre el tema. En el capítulo VIII, se evalúa el desempeño predictivo de los índices propuestos. Por último, en el capítulo IX se presenta una síntesis de los resultados y se concluye.

² CERES, Centro de Estudios de la Realidad Económica y Social.

II. Algunas definiciones y conceptos preliminares

Previamente a abordar la discusión que ha tenido lugar acerca de los indicadores sintéticos de ciclo es necesario precisar algunos conceptos y cuestiones metodológicas, que serán luego utilizados con frecuencia en este trabajo. Se introducen, entonces los conceptos de ciclo económico, de indicador de ciclo e indicadores adelantados, y se realiza una breve presentación metodológica sobre la medición del ciclo económico.

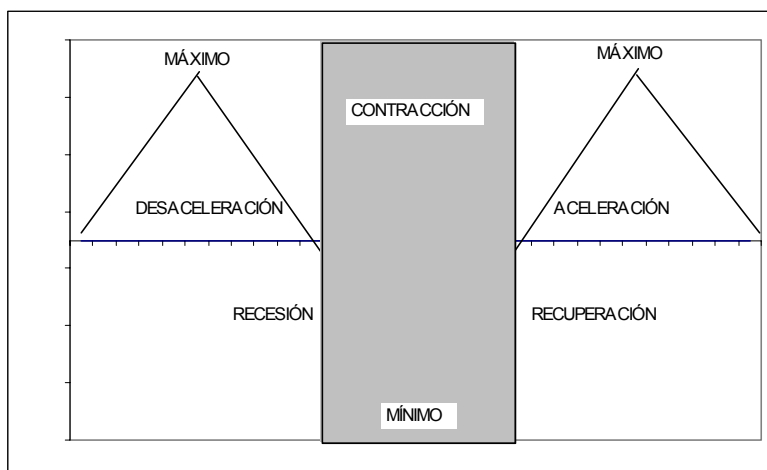
II.1. El ciclo: concepto, medición y puntos de giro

II.1.1. Concepto de ciclo económico

El ciclo económico es considerado generalmente como una pauta recurrente de fases de crecimiento acelerado, seguidas por otras de crecimiento desacelerado e, incluso, negativo. Dicha pauta no tiene necesariamente una periodicidad exacta y muestra un grado importante de persistencia. Esto es, los períodos expansivos (o recesivos) suelen ir seguidos, con una probabilidad bastante elevada, por períodos que también lo son.

Idealmente, un ciclo típico tiene el aspecto que se representa en el gráfico II.1.

Gráfico II.1: Representación simplificada del ciclo



Fuente: Adaptado de Quilis (2001).

A partir de la observación del gráfico se pueden definir los elementos identificatorios del ciclo: los **puntos de giro** (son máximos y mínimos locales que marcan el compás de las fluctuaciones), la **duración y amplitud** del ciclo (número de períodos entre dos máximos consecutivos y la diferencia en valor absoluto entre el valor de la señal registrado en un mínimo y el observado en el máximo precedente, respectivamente) y **fases cíclicas**, definidas a partir de los dos elementos anteriores: el fechado de los puntos de giro y sus valores.

La duración y la amplitud de las fluctuaciones tienden a estar positivamente correlacionadas, de forma tal que los ciclos largos son habitualmente amplios y viceversa.

El gráfico II.1 y la definición de los componentes del ciclo, podrían dar la idea de que es un proceso más o menos mecánico. No obstante, si bien los ciclos tienen una correlación serial positiva y su varianza es finita, la duración y amplitud del ciclo no se repite mecánicamente. Por ejemplo, en muchos casos las fases de aceleración y desaceleración tienen distinta duración, es decir son asimétricas, lo cual justifica que en esos casos la modelización más adecuada del ciclo sea a través de esquemas no lineales.

Por último, cabe definir lo que se denomina la ***difusión del ciclo***. Este concepto alude al número y las características de los indicadores económicos que comparten un mismo patrón de fluctuación, así como a su estructura de desfase. Así, se pueden encontrar indicadores adelantados coincidentes o retrasados respecto a uno de referencia en función del desfase con que se observan las distintas etapas cíclicas.

II.1.2. *Medición del ciclo económico*

Es posible encontrar en la literatura de base empírica, una gran variedad de metodologías para la medición del ciclo económico. Entre dichas metodologías se diferencian aquellas que utilizan enfoques univariantes o multivariantes, y aquellas que permiten que el ciclo tenga un comportamiento asimétrico de las que suponen igual comportamiento en las fases ascendentes o descendentes del ciclo.

Dentro de los métodos univariantes, algunos enfoques proponen medir el ciclo descomponiendo la serie temporal de la variable económica en cuestión, en sus componentes no observables utilizando técnicas estadísticas de extracción de señales. Estas corrientes suponen, tal como lo señala Cancelo (2005) que toda la información sobre el ciclo económico está concentrada y puede ser extraída de una única “macromagnitud” de referencia (por ejemplo, el PIB). En la subsección II.1.2.1 se presenta las bases conceptuales que dan sustento a estos métodos univariantes.

Estas metodologías presentan algunas limitaciones. Los filtros que se utilizan para la descomposición de la serie económica no están diseñados para tratar la posible presencia de comportamientos asimétricos a lo largo del ciclo. Esta limitación está presente tanto en los procedimientos que hacen explícitos los modelos de los componentes no observables (Harvey 1992), como en los métodos más empíricos que aplican el filtro Hodrick-Prescott o filtros pasabanda de manera automática sin tener en cuenta las características del proceso generados de los datos de la variable económica en cuestión (Cancelo, 2005).

Por otra parte, las corrientes que aplican un enfoque multivariante, afirman que para estimar la evolución del ciclo es necesario considerar un conjunto de variables suficientemente representativo de la economía y detectar el patrón sistemático de comportamiento en las fluctuaciones conjuntas. Entre ellos, Burns y Mitchell (1946) sostenían que la principal característica del ciclo económico era su generalidad.

Sobre esta idea se generó una extensa literatura, la cual estuvo asociada a la elaboración de indicadores sintéticos de comovimiento.

Siguiendo este enfoque multivariante, se realizaron algunos desarrollos han intentado incorporar de alguna forma la condición asimétrica del ciclo económico. Diebold y Rudebusch (1994)³ fueron los pioneros en el desarrollo de esta línea, la cual fue seguida por Cancelo (2005), entre otros.

En el punto II.2.1.2, se presentan con más detalle los métodos basados en estos enfoques multivariantes.

II.1.2.1. Métodos univariantes: los componentes no observables de una serie

El análisis de coyuntura, tal como señalan Espasa y Cancelo (1993), resulta deseable que esté basado en los aspectos esenciales del fenómeno económico que es objeto de estudio. Estos componentes no son directamente observables, por lo cual resulta necesario disponer de técnicas que permitan extraerlos de las observaciones.

Las técnicas de indicadores de ciclo suponen que una serie está formada por componentes (señales) no directamente observables.

El análisis de series temporales evalúa la existencia de los siguientes componentes regulares no observables: tendencia, ciclo, estacionalidad y el componente irregular, sobre una cierta variable (Y_t).

El componente de tendencia (T_t) recoge la evolución subyacente de la variable, es decir su evolución de largo plazo. El componente cíclico (C_t) agrupa las desviaciones sistemáticas respecto de la tendencia, mientras que el componente estacional (S_t) está constituido por las oscilaciones sistemáticas cuasicíclicas de media cero que tienen periodicidad anual (o submúltiplo del año). Por último, el componente irregular (I_t) (o ruido residual) está constituido por las oscilaciones no sistemáticas, que normalmente tienen una estructura puramente aleatoria o de ruido blanco.

De este modo, la serie original puede desagregarse de acuerdo a un esquema de tipo aditivo o multiplicativo.

Esquema aditivo:

$$Y_t = T_t + C_t + S_t + I_t \quad t = 1, \dots, n, \quad (II.1)$$

Esquema multiplicativo:

$$Y_t = T_t * C_t * S_t * I_t \quad t = 1, \dots, n, \quad (II.2)$$

³ Publicado en Diebold, F.X. y Rudebusch, G.D. (1996), "Measuring business cycles: A modern perspective". *Review of Economics and Statistics*, 78, pp. 67-77.

En el análisis económico es más frecuente el esquema multiplicativo, en el cual los componentes cíclico, estacional e irregular son una proporción de la tendencia. En los casos en que una serie económica siga este esquema, su transformación logarítmica seguirá un esquema aditivo.

En algunos análisis se unifican los componentes de ciclo y tendencia (CT_t).

En la práctica es todavía usual considerar otras descomposiciones. La más habitual es:

$$Y_t = Y_{at} + S_t, \quad (\text{esquema aditivo}) \quad (II.3)$$

$$Y_t = Y_{at} * S_t, \quad (\text{esquema multiplicativo}) \quad (II.4)$$

siendo Y_{at} la serie ajustada de estacionalidad. Este es un dato que los organismos que elaboran las estadísticas a menudo proporcionan conjuntamente con la serie original.

El procedimiento seguido en este estudio para realizar la extracción de señales se basa en la estimación de modelos univariantes de forma reducida, y para ello se utiliza el programa SEATS (*Signal Extraction in ARIMA Time Series*) implementado por Gómez y Maravall. El procedimiento plantea de forma explícita un modelo para los distintos componentes y tiene en cuenta las características particulares de cada serie temporal.⁴

II.1.2.2. Métodos multivariantes para la determinación del ciclo

Estos enfoques se basan en la idea de que un indicador sintético puede ser interpretado como un factor común a una serie de variables económicas observables, y por lo tanto que su construcción se debería enmarcar dentro de los modelos de análisis factorial, como el desarrollado por Stock y Watson (1991). Posteriormente, varios autores generalizaron estos modelos, entre ellos los mismos Stock y Watson (en 1998: "*Diffusion indexes*"), Forni *et al* (2000),

En forma sintética el modelo se determina de la forma siguiente. El factor común al conjunto de variables económicas, representa el "estado de la economía", por lo que el problema es estimar esta variable inobservable (el estado de la economía). Este es precisamente el supuesto principal del modelo factorial: que las variables observables quedan completamente explicados por el factor común F_t .

El problema, entonces es estimar el factor común F_t . Para ello, se propone un modelo paramétrico en el cual este factor (el estado de la economía) es una variable inobservable común a un conjunto de series económicas. Se trata, por tanto, de aplicar un modelo de extracción de señales que filtre los movimientos

⁴ En el Anexo I se presenta una síntesis de la metodología **SEATS**. Por una descripción más detallada del procedimiento de extracción de señales del programa TRAMO-SEATS véase Lorenzo, F. y Revuelta, J (1996). Gómez, o V. y Maravall., A., (2001), *Signal extraction in ARIMA Time Series Program SEATS*, EUI Working Paper ECO N° 92/65, Department of Economics, European University Institute.

idiosincráticos en las variables observadas, e identifique el componente común a todas las series (el factor dinámico)

La especificación del modelo es la que sigue.

Sea X_{it} el valor del indicador i -ésimo, y el vector de observaciones en t , $X_t = (X_{1t} \dots X_{Nt})'$, entonces,

$$X_t = D + \gamma(L)F_t + e_t \quad (II.5)$$

donde X_{it} es la suma de la contribución del factor común, dada por $\gamma(L)F_t$, ($\gamma(L)$ es un polinomio de retardos), y un componente idiosincrático, $D_i + e_i$.

El proceso generador de datos del factor viene dado por:

$$\phi(L)(F_t - \delta) = u_t \quad u_t \sim Niid(0,1) \quad (II.6)$$

Es decir, constituye un modelo autorregresivo estacionario con media δ ; la varianza de la innovación está normalizada para fijar la escala de F_t .

La parte puramente estocástica del componente idiosincrático, e_{it} , también sigue un proceso autorregresivo estacionario. Por construcción los componentes idiosincráticos están incorrelacionados entre las diversas variables, de manera que no existen efectos cruzados, sus innovaciones están incorrelacionadas.

$$\psi(L)e_t = v_t \quad \begin{cases} \psi(L) = \text{diag}(\psi^{(1)}(L) \dots \psi^{(N)}(L)) \\ v_t \sim Niid(0_N, \text{diag}(\sigma_{v_1}^2 \dots \sigma_{v_N}^2)) \end{cases} \quad (II.7)$$

Por último, todas las innovaciones idiosincráticas son ortogonales al factor común:

$$E(u_t v_t) = 0_N \quad (II.8)$$

donde 0_N es un vector $N \times 1$ de ceros.

A partir de la especificación anterior es inmediato descomponer el valor esperado de X_t en las contribuciones del factor común y del componente idiosincrático.

Sea $\mu = E(X) = (\mu_1 \dots \mu_N)'$, $F_t = f_t + \delta$, tomando esperanzas en (II.5)

$$\mu = D + \gamma(1)\delta \quad (II.9)$$

donde el primer sumando a la derecha representa la contribución del componente individual y el segundo la del factor común.

Cuando el modelo factorial se formula sobre tasas de variación la interpretación del factor común y de la descomposición (II.9) varía.

Entonces, si para la elaboración de un índice sintético de la actividad económica se toman las tasas de variación del conjunto de series de base (indicadores de actividad) con el objetivo de eliminar la tendencia, se tiene que un factor común de estas tasas de variación constituye una aproximación válida al indicador de ciclo pretendido. Se debe tener en cuenta que, el hecho de que las series de tasas de variación tengan medias no nulas hace que los resultados que se derivan también tengan implicaciones sobre el comportamiento tendencial de las variables originales.

Así, en la identidad $X_{it} = \mu_i + x_{it}$ es conveniente distinguir entre x_{it} , que se asocia a un componente cíclico de media nula, y μ_i , que representa la tasa de crecimiento esperada a largo plazo. Análogamente, en la expresión equivalente para el factor común, $F_t = \delta + f_t$, f_t se interpreta como una estimación del indicador sintético del ciclo en tanto que δ recoge la tasa de crecimiento a largo plazo de un hipotético indicador de ciclo obtenido acumulando F_t en el tiempo a partir de una condición inicial dada. Por lo tanto, la descomposición (II.9) esté indicando qué parte del crecimiento de largo plazo de cada indicador se asocia al crecimiento general de la economía y qué parte se debe a factores puramente idiosincráticos.

II.1.3. Identificación de los puntos de giro de las fluctuaciones cíclicas

Para la determinación de los puntos de giro de las fluctuaciones económicas se puede recurrir al uso de métodos empiricistas (o no paramétricos) o de métodos basados en modelos (denominados también métodos paramétricos).

Los métodos empiristas adoptan una perspectiva amplia que se concentra en las propiedades finales, observables, de la serie cuyos puntos de giro se desea fechar. Abad, Cristóbal y Quilis (2000) señalan que la principal ventaja sobre los métodos basados en modelos es que son más simples. Estos métodos utilizan en diversos grados una combinación de técnicas de filtrado lineal, para obtener una señal cíclica suficientemente exenta de irregularidad, y de algoritmos de búsqueda para detectar máximos y mínimos cíclicos. Siguiendo a Abad *et al* (2000) se presentan los procedimientos empiristas de Bry-Broschan⁵ y el método $\langle F \rangle$.

El primero de ellos, constituye una codificación de las reglas de decisión en un marco formal de los métodos de fechado de Burns y Mitchell (1946) antes mencionado.⁶ Este método consiste en la aplicación sucesiva de un algoritmo de identificación de puntos de giro a una secuencia de series filtradas. Los filtros que se aplican son los siguientes: se utiliza en primer lugar una media móvil de 12 observaciones, luego un filtro de Spencer, una media móvil de tres términos, y por último la serie original sin suavizar. Los puntos de giro finales son determinados en la serie original, manteniendo una coherencia con lo que surge de los análisis de las series más suavizadas. Además se asegura el cumplimiento de restricciones, entre ellas la duración del ciclo.

⁵ Bry y Boschan (1971), citado en Abad *et al* (2000).

⁶ En el trabajo de Burns y Mitchell (1946), la detección de los puntos de giro se realizó examinando los gráficos de las series temporales objeto de estudio, incorporando a priori, consideraciones respecto al comportamiento cíclico.

Por su parte el método <F> constituye un algoritmo de identificación empirista de puntos de giro que utiliza como *input* una señal cíclica pura exenta de elementos irregulares. Este procedimiento determina los puntos de giro detectando en dicha señal los máximos y mínimos locales que tengan un mínimo de períodos entre dos puntos de giros de igual signo (dos mínimos o dos máximos), y un mínimo de períodos para puntos de giro de distinto tipo (máximos y mínimos). Este procedimiento ha sido codificado en lenguaje Pascal, para la utilización extendida por los analistas de coyuntura.

Por su parte, los métodos paramétricos o basado en modelos estadísticos, suponen que los puntos de giro son observaciones que señalan la transición de la serie de un régimen a otro. Generalmente, los modelos estadísticos son de tipo no lineal, entre ellos: las autorregresiones por umbrales (*Threshold autoregression, TAR*) y las autorregresiones con régimen cambiante markoviano (*Markov switching autoregression, MS-AR*). Estos procedimientos se pueden consultar en detalle en Abad *et al* (2000).

II.2. ¿Qué es y para qué sirve un indicador de ciclo?

Un indicador es cualquier variable que brinde información creíble sobre otra variable de interés. Un índice es un indicador particular, que se calcula como promedio ponderado (fijo o variable, basado en diversos criterios) de un conjunto de indicadores (Emerson y Hendry, 1994). Los indicadores cíclicos son estadísticas de síntesis. Estos indicadores centran su atención en la coherencia longitudinal de los índices coyunturales y, específicamente en la consistencia temporal entre sus patrones cíclicos. De esta manera, tomando como referencia el ciclo de actividad orientada al mercado, se clasifica un amplio conjunto de series temporales mensuales o trimestrales atendiendo a los desfases que presentan entre sí o respecto a una serie de referencia.

Habitualmente se construyen, a partir de metodologías esencialmente empíricas, tres tipos de índices sintéticos que reflejan el estado del ciclo. Éstos se denominan por su correlación temporal con la variable económica en cuestión (en este caso el PIB de Uruguay) como: índices adelantados, coincidentes y retrasados.

II.3. Indicadores coincidentes, adelantados y retrasados

El indicador coincidente refleja la situación básica del sistema, señalando si éste se encuentra en una fase expansiva, desacelerada o eventualmente contractiva.

Los indicadores adelantados o líderes son aquellos que tienen la virtud de adelantar el comportamiento de la variable “objetivo”. El índice adelantado avanza cuál puede ser dicho estado en un futuro inmediato. En otras palabras, un indicador líder es cualquier variable cuyo resultado es conocido antes que la variable de referencia (que se desea pronosticar). En muchos casos, el indicador coincidente opera como adelantado, en tanto también permite anticipar el comportamiento de la variable objetivo, debido a su mayor frecuencia o a la antelación de su divulgación.

Un indicador líder de actividad, es un indicador que informa sobre el curso de la actividad económica y permite contar con una pauta del comportamiento de la actividad económica real para un período inferior al que el indicador del Producto Interno Bruto (PIB) está disponible. En el caso de Uruguay, el índice de volumen físico (IVF) del PIB se publica con frecuencia trimestral y con un rezago de 70 días.

Más precisamente una variable X se dice que es un indicador líder de Y si la correlación de $Y(t)$ con los valores pasados de X , (X_{t-i}) , es mayor que la correlación de $X(t)$ con los valores pasados de Y , (Y_{t-i}) .

Por su parte un índice líder compuesto (como los que elaboran la Oficina de Asuntos Económicos de EEUU, o la Oficina Central de Estadística de Reino Unido) es una combinación de indicadores adelantados.

Finalmente, el indicador retrasado corrobora y confirma el diagnóstico elaborado a partir de los dos anteriores, mostrando en qué medida el proceso de difusión asociado aun cambio de fase ha culminado o no (Quilis, 2001).

II.4. Los índices líderes

Un índice líder o adelantado de actividad, es un indicador que informa sobre el curso de la actividad económica y permite contar con una pauta del comportamiento de la actividad económica real para un período inferior al que el indicador por excelencia de actividad económica, el Producto Interno Bruto (PIB), está disponible. En el caso de Uruguay, el índice de volumen físico (IVF) del PIB se publica con frecuencia trimestral y con un rezago de aproximadamente 70 días.

Su utilidad es múltiple. En primer lugar ayuda a caracterizar la fase del ciclo por la que está atravesando la economía. Permite, por tanto identificar y anticipar los puntos de inflexión, ciclos y valles, de los ciclos económicos. Por ejemplo, habitualmente una caída en el indicador durante dos o tres meses alerta sobre el peligro de recesión. En segundo lugar, contribuye a mejorar las estimaciones del propio IVF del PIB. En tercer lugar permite contrastar las predicciones elaboradas a partir de otros métodos, por ejemplo a través de modelos estructurales, y permitiendo de esta forma, mejorar dichas estimaciones.

Para que tenga sentido el estudio la frecuencia de los indicadores debe ser mensual, aunque el estudio de precedencia de cada indicador puede realizarse sobre series trimestrales.

II.4.1. Características deseables de los indicadores líderes

Para que el indicador líder (adelantado o coincidente) tenga utilidad para el análisis y el diagnóstico de la coyuntura debe cumplir con ciertas propiedades. La primera de ellas es que el indicador debe representar un proceso económico importante y cuantificarlo de manera adecuada. Para ello, es condición que las series de datos que se utilizan para construir el indicador no deben sufrir revisiones importantes y la información sobre el indicador debe estar disponible rápidamente.

Por otra parte, el indicador líder debe mantener una relación temporal consistente y regular con el comportamiento cíclico de la variable que se desea anticipar (la actividad económica). Esto implica que el plazo de anticipación de los distintos puntos de giro debe ser estable o regular.

A su vez, en el comportamiento del indicador no deben dominar los movimientos cíclicos e irregulares, es decir que es deseable que las variables que integran el indicador tengan poco "ruido".

II.4.2. Limitaciones de los índices líderes

La enumeración de las características deseables de los indicadores adelantados, proporciona un punto de partida para la enunciación de los problemas más comúnmente asociados a ellos.

La primera de ellas, refiere a que en muchos casos si bien los datos de las series indicadores están disponibles rápidamente, muchas veces sufren revisiones. Ello implica que el índice compuesto calculado sobre ellos, puede errar en las señales que provee.

Una segunda limitación refiere a que el indicador provee poca información sobre el *timing* de la recesión o sobre su profundidad (severidad).

Por otra parte, es usual encontrar que los índices líderes sufren constantes revisiones. Ello se debe a que los cambios estructurales en la economía obliga generalmente a periódicas reestimaciones y re-especificaciones del indicador.

Por último, en algunas ocasiones las señales que brinda el índice son difíciles de interpretar. Esta dificultad de acentúa, incluso, cuando los índices líderes en cuestión son contruados basándose en especificaciones no lineales.

III. La discusión sobre los indicadores de ciclo

En esta sección se presenta concisamente parte de la discusión planteada en la literatura sobre indicadores de ciclo desde sus primeros desarrollos hasta hoy.

La discusión se centra tanto en qué tan bien los indicadores existentes se desempeñan como predictores, y en qué indicadores son los mejores.

No obstante, no se presenta aquí una revisión exhaustiva de la misma, dado que el tema aún sigue dando lugar a múltiples y renovados intercambios de ideas, desarrollos metodológicos y aplicaciones empíricas.

III.1. La metodología original de NBER

Los primeros desarrollos empíricos se basaron en una metodología desarrollada en el *National Bureau of Economic Research* (NBER). El sistema de indicadores líderes nació inicialmente como una clasificación puramente estadística de 487 series económicas en respuesta de la preocupación que surge en la post-crisis (entre 1937-1938), acerca de la oportuna y apropiada identificación de la fase del ciclo por la que se encuentra atravesando una economía.

Este enfoque, basado en los puntos de giro, se remonta a los trabajos pioneros de Burns y Mitchell (1946) o en el propio NBER sobre los ciclos económicos en Estados Unidos. La idea básica consistía en determinar la cronología cíclica de ese amplio conjunto de indicadores económicos con el fin de especificar un ciclo de referencia que permita la clasificación de todos los indicadores en función del desfase que presenta sus puntos de giro con la serie de referencia. Así, se clasificaron los 487 indicadores en series que sincronizan, adelantan o retrasan la variable que se pretende monitorear y predecir (la actividad económica, en este caso).

En el procedimiento original de la NBER se partía de la serie desestacionalizada (o directamente del componente de tendencia-ciclo) y se ajustaba una tendencia lineal determinista. El residuo así calculado y convenientemente alisado se consideraba el componente cíclico. Una vez obtenido este componente, se calculaban los picos y los valles, poniendo especial atención en los puntos de giro, es decir en el momento en que la serie pasaba de una fase descendente a ascendente. Similar operación se aplica para un conjunto de indicadores, de los cuales se selecciona un subconjunto de ellos que resuma la información existente. Si bien en esa oportunidad el producto no fue la construcción de un índice sintético, sino una lista de lista de indicadores, con alguna posterioridad, y a partir de una base de datos de variables económicas aún más amplia, Moore (1955)⁷ elaboró un índice sintético de actividad económica.

Por lo tanto, esta metodología que a grandes rasgos o con algunas variantes ha sido utilizada desde entonces, podría resumirse en tres grandes etapas:

- (1) análisis de un gran número de variables observables (indicadores) y la determinación de su cronología cíclica,

⁷ Citado en de Leeuw (1991): Toward a theory of leading indicators.

(2) clasificación de estos indicadores en función del desfase cíclico respecto de la serie de referencia y selección de un subconjunto suficiente de éstos, que resuma la información,

(3) por último, se agregación de las variables seleccionadas en un indicador sintético calculado como promedio de tasas de crecimiento estandarizadas.

Uno de los aspectos que requiere mayor atención en esta metodología refiere a la elección de la serie de referencia, la que deberá ser determinada por su significación económica *a priori*, y criterios de tipo estadístico.

Basándose en esta metodología se desarrollaron dos de los indicadores líderes más difundidos: el indicador líder de los EEUU y el de Reino Unido. Seguidamente se expone en forma breve la metodología de construcción de ambos índices con más detalle

III.1.1. El índice líder de EEUU

El indicador líder de actividad económica de los EEUU que es calculado mensualmente y publicado por "The Conference Board",⁸ intenta adelantar la actividad económica global en sus picos y valles en promedio en un año.

La elección de los componentes del índice se realiza a partir de un programa desarrollado por el NBER, que consiste en un sistema de *scoring* que puntúa los siguientes aspectos de las variables candidatas a integrarlo:

- a. Sincronía cíclica
- b. Significación económica
- c. Adecuación estadística
- d. Suavidad de la serie
- e. Disponibilidad
- f. Cantidad de revisiones que experimentan.

En función de estos criterios, de un total de 72 series se eligen los componentes del índice, los que tienen la condición estar disponibles mensualmente.

Actualmente el índice se compone de 10 series: promedio de horas trabajadas en la en la industria manufacturera, el promedio semanal de solicitudes de seguro de desempleo (inversa), nuevas órdenes de bienes de consumo y materias primas, un indicador de desempeño vendedor, solicitudes de bienes durables en la industria manufacturera (no industria armamentista), índice de permisos de construcción de residencias privadas, un índice de precios de acciones ("*Standard & Poor's 500 stock prices*"), oferta de dinero (M2), tasa de interés TB 10 años y un índice de expectativas del consumidor.

A partir de estos componentes el índice es calculado como sigue:

(1) Se calcula la variación mensual de cada componente. En el caso de que el componente sea una tasa de interés o un porcentaje de variación, se calcula la diferencia aritmética: $x_t = X_t - X_{t-1}$.

⁸ Un detalle de la metodología del índice se encuentra en "The Conference Board"; <http://www.conference-board.org/economics/bci/methodology.cfm>

De otra forma, se toma: $x_t = 200 * (X_t - X_{t-1}) / (X_t + X_{t-1})$.

(2) Se ajustan dichas tasas de variación de forma de homogeneizar la volatilidad de cada componente. Se calculan los desvíos estándar v_x de los cambios en cada componente, se invierten ($w_x = 1/v_x$), y se calcula su suma

($k = \sum_1^x w_x$). Se reescalan de forma que los factores de estandarización del componente sumen 1 ($r_x = (1/k) * w_x$). La variación ajustada de cada componente es la variación mensual multiplicada por el correspondiente factor de estandarización ($m_t = r_x * x_t$).

(3) Se suman las variaciones mensuales de todos los componentes:

($i_t = \sum_1^x m_{x,t}$), para llegar al crecimiento mensual del índice.

(4) La suma de las contribuciones ajustadas del índice compuesto son ajustadas para igualar sus tendencias a la del índice coincidente. Esto se realiza adicionando un factor de ajuste a las tasas de crecimiento del índice cada mes ($i_t' = i_t + a$). El factor de ajuste tendencial para el índice líder se obtiene, restando la tasa de crecimiento promedio mensual ($\sum_1^{t=T} i_t$, con $T =$ número de observaciones de la muestra) de la tasa promedio mensual de crecimiento del índice coincidente.

(5) El nivel del índice es calculado usando porcentajes de variación simétricos. Se calcula recursivamente, comenzando con un valor inicial en 100 (en el primer mes de la muestra $I_1=100$), el segundo valor se calcula: $I_2 = I_1 * (200+i_2') / (200-i_2')$, y así sucesivamente.

(6) Se cambia la base del índice, tomando como promedio de 1996=100.

Cabe precisar que este índice está sujeto a periódicas revisiones en su composición y en el tratamiento de sus indicadores. La última de ellas fue realizada en julio pasado, y se puede consultar en “*Forthcoming Revisions to the Index of Leading Economic Indicators*” (The Conference Board, Lee y Ataman, 2005).

El mismo organismo calcula también un índice coincidente y otro retrasado. El primero, se compone actualmente de cuatro indicadores, a saber: ocupados dependientes en actividades no agropecuarias, producción industrial, fabricación y ventas comerciales, ingreso de las personas (sin transferencias).

III.1.2. El índice líder de Reino Unido

El propio *Conference Board* elabora índices líderes para una serie de países, entre ellos, Reino Unido.⁹ Se confeccionan dos indicadores líderes para su economía: uno que adelanta un año o más y otro que lidera aproximadamente seis meses.¹⁰

⁹ Además de los índices de EEUU y Reino Unido elabora índices para Alemania, Australia, Francia, Japón, Corea, México y España.

¹⁰ Son publicados mensualmente en *Economic Trends*, Office for National Statistics, UK (<http://www.statistics.gov.uk/>)

Estos indicadores eran previamente elaborado por la Oficina de Estadísticas de Reino Unido (CSO).

La serie de referencia es el PIB agregado de la economía y los indicadores que componen el índice se seleccionan mediante la utilización del programa desarrollado por el NBER, antes comentado. Los criterios de selección son similares a los comentados para el índice líder de los EE.UU.

Los componentes del indicador líder de más largo plazo son: la tasa de interés de primera línea (invertida), la inversa de la curva de rendimientos, el resultado financiero de las empresas industriales y comerciales (a precios constantes), y el indicador de optimismo publicado por la encuesta de la Confederación Británica de Industrias (CBI). Los componentes del indicador de más corto plazo son: nuevos registros de auto, el balance de nuevas solicitudes de los pasados 4 meses (de la CBI), y un índice de precios de acciones (*Financial Times Actuaries'500 share-index*)

El indicador líder compuesto es construido como sigue. Las series mensuales observadas son des-tendenciadas, suavizadas y centrándolas en el promedio móvil. A su vez son re-escaladas de forma que sus magnitudes se asemejen, y luego son ponderadas (todos los ponderadores son positivos, dado que algunos indicadores se invierten). El indicador toma el valor 100 para el período base,¹¹ y se prolonga con las variaciones promedio en los valores de los componentes de la siguiente forma:

$$I_{m+1}^{UK} = I_m^{UK} + \frac{1}{n} \sum_{r=1}^n \left(\frac{A_{r,m+1} - A_{r,m}}{A_{r,m}} \right)$$

donde I_m^{UK} es el índice correspondiente al mes m , $A_{r,m}$ es el valor del r^{esimo} componente en el mes m , y n es el total de componentes.

III.2.La metodología de factores dinámicos de Stock y Watson

A medida que se fue desarrollando la teoría estadística de los modelos de reducción de dimensión para series temporales, comenzó a ganar terreno la idea de que un indicador sintético puede ser interpretado como un factor común a una serie de variables observables, y por lo tanto que su construcción se debería enmarcar dentro de los modelos de análisis factorial.

Stock y Watson (1991) formalizan esta idea, y desarrollan un modelo probabilístico formal que permitiera establecer cuáles son las variables más apropiadas para componer el índice y cuál es el mejor índice. De esta forma, construyen un índice coincidente para la economía estadounidense a partir de un modelo probabilístico que se basa en la noción de que los comovimientos en algunas variables macroeconómicas tienen un elemento común que puede ser capturado por una

¹¹ El indicador de largo plazo tiene base en 1991, y el de corto plazo en 1992.

única variable inobservable. Esta variable representaría el “estado de la economía”, por lo que el problema es estimar el elemento común de las fluctuaciones de algunas series temporales clave. Su aporte no consistió en mejorar el indicador existente, sino en reproducir los resultados que se venían obteniendo de manera puramente empírica, a través de la formulación de un modelo paramétrico explícito y bien fundamentado.

Para estimar el estado de la economía, proponen un modelo paramétrico en el cual dicha variable inobservable es el elemento o factor común a un conjunto de series temporales agregadas.

El modelo del indicador sintético es estimado usando algunas series coincidentes (producción industrial, el ingreso personal, empleo en establecimientos no agrícolas, etc.) desde 1959 a 1987. Se trata de un modelo lineal de extracción de señales que filtra los movimientos idiosincráticos en las variables observadas, identificando el componente común a todas ellas. El factor dinámico, que se estima a través del filtro de Kalman, es la variable inobservable que resume los movimientos comunes de las variables del sistema.

Esta estimación del factor (F_t), constituye el índice alternativo de indicador coincidente elaborado usando el modelo de índice sintético.

El modelo propuesto es una versión paramétrica de los modelos de índices sintéticos discutidos por Sargents y Sims (1977), en el cual el índice sintético inobservado es común a múltiples variables macroeconómicas. La estimación del índice inobservable, construido usando variables que se mueven contemporáneamente con ese índice provee un índice alternativo a los indicadores coincidentes. Este índice puede entonces ser pronosticado usando variables líderes.

La línea de modelos de análisis factoriales, fue desarrollada y ampliada en trabajos posteriores. Un planteamiento alternativo al planteado por Stock y Watson, fue desarrollado por Peña y Box (1987)¹² quienes proponen un modelo ampliado sin la restricción sobre el número de factores. Forni *et al* (2000), a su vez, plantean un modelo factorial dinámico generalizado en donde se suprime la etapa inicial de selección del subconjunto variables, permitiendo que el modelo incorpore un abultado número de variables que presumiblemente puedan contener información sobre el ciclo. Los propios Stock y Watson en trabajos posteriores (en “*Diffusion indexes*” (1998) y “*Macroeconomic forecasting Using Diffusion Indexes*” (2002)), plantean modelos de índices de difusión que tienen puntos de vinculación con el propuesto por Forni *et al*.

Por otra parte, a partir de Diebold y Rudebusch (1994) se plantea la idea de perfeccionar los modelos de análisis factoriales, a partir de la consideración de las asimetrías existentes en el comportamiento cíclico de la economía. Estos autores plantean entonces la conjunción de la literatura de los modelos factoriales dinámicos con la de modelos no lineales para caracterizar la dinámica de los ciclos económicos. Esta metodología será retomada más adelante en el punto III.V.3.

¹² Citado en Cancelo (2005).

III.3. Indicadores basados en modelos univariantes

Alternativamente, algunos autores prefieren las metodologías univariantes para hallar los mejores predictores de las variables económicas. Entre ellos, Cechetti, Chu y Steindel (2000) utilizan modelos univariantes autorregresivos para la predicción de la inflación en Estados Unidos.

La opción por esta metodología se fundamenta en que analizan y descartan la utilización de otros indicadores adelantados como mejores predictores de la inflación. Estos autores encuentran que dichos indicadores (entre otros los precios de los *commodities* -precio del petróleo y de los metales-indicadores del mercado financiero -tipo de cambio, agregados monetarios, el diferencial entre las tasas de interés de largo y corto plazo- y de la actividad económica -utilización de la capacidad instalada y desempleo-), están ampliamente correlacionados con la evolución de los precios internos.

Arriban a esta conclusión a partir de la comparación del desempeño predictivo dentro de la muestra, proponiendo para ello un estadístico que constituye una variante de la Raíz del Error Cuadrático Medio. Este “nuevo” estadístico contempla la posibilidad de que los agentes que toman decisiones acerca de dicha variable de control de la política económica (la inflación) efectivamente lo hagan. Este estadístico se explica con más detalle en el capítulo XIII. Cabe resaltar, que este estadístico propuesta constituye el más valioso aporte de este trabajo, de forma tal que varios trabajos posteriores lo recogen (entre ellos, Banerjee *et al* 2003a, Banerjee *et al* 2003b).

III.4.Procedimientos automáticos de selección de modelos

Algunos trabajos recurren a los procedimientos automáticos de selección de modelos para la elaboración de indicadores líderes, en particular el *PC-Gets* (Hendry y Krolzig, 2003a, 2003b)

*PC-Gets*¹³ es un algoritmo a computacional automatizados para la reducción de los modelos de lo más general a lo más específico. Fue desarrollado por Hendry y Krolzig (1999) y Krolzig y Hendry (2001).¹⁴

El punto de partida para el algoritmo es la especificación de un modelo irrestricto general (GUM: *general unrestricted model*) que contenga todas las variables relevantes posibles, incluyendo la máxima cantidad de retardos de cada una de las variables dependientes e independientes. El algoritmo comienza a partir de una primera búsqueda de simplificación del modelo GUM, mediante la aplicación de contraste de exclusión de las variables. Esta etapa utiliza un nivel de significación de pérdida amplio (por ejemplo, 10%) para eliminar los regresores fuertemente no significativos.

En una segunda etapa el procedimiento se refina, considerando nuevas reducciones del GUM utilizando para ello, tanto los estadísticos *t* como las pruebas

¹³ *PcGets* pertenece al paquete econométrico *Ox*, e implementa modelos de regresión lineal automática lineal de lo más general a lo específico (*Gets: General to specific*).

¹⁴ Citados en Banerjee *et al* (2003).

F, así como criterios de información. Los test de diagnóstico aseguran que los modelos seleccionados son simplificaciones y reducciones válidas son representaciones congruentes de los datos.

En la tercera etapa se aplican los test de *encompassing* sobre todos los modelos reducidos, y se conservan los modelos que no son abarcados por otro. Si en esta etapa se selecciona más de un modelo, su unión conforma el nuevo GUM, y se vuelve a aplicar los algoritmos. El proceso continúa hasta que el modelo finalmente seleccionado (no abarcado) sea sólo uno.

Una aplicación de esta metodología se puede encontrar en Banerjee *et al* (2003). En este trabajo los autores utilizaron este procedimiento (*PcGets*) para seleccionar el retardo adecuado de la variable objetivo. El conjunto de indicadores de base fue seleccionado *a priori* en función de criterios económicos, o a partir de la *performance* predictiva de los indicadores individuales.

III.5.Utilización de modelos no lineales

Algunos autores han indagado la posibilidad de que la utilización de modelos no lineales constituya una mejor alternativa para la identificación de los ciclos económicos y la construcción de indicadores de ciclo.

Las líneas de investigación más seguidas en este sentido se sintetizan en este apartado: los modelos TAR y LSTAR (Anderson *et al*, 2002), modelos de redes neuronales (Jagric 2003, Tal 2003), los modelos factoriales dinámicos con cambio de régimen (Cancelo, 2005). Otros autores aplican y comparan varias metodologías, entre ellas algunas no lineales (Marcellino, 2002a, 2002b)

III.5.1. Modelos TAR y LSTAR

Así, algunos autores utilizan la alternativa *TAR* (*Threshold autoregressive*) y *LSTAR* (*Logistic smooth transition autoregressive models*). Por ejemplo, Anderson, Vahid y Athanasopoulos (2002) encuentran que los modelos no lineales (que denominan NARLI: *Non-linear autoregressive leading indicators*) permiten especificar diferencias en el comportamiento a través de distintas fases del ciclo, y por lo tanto posibilitan asimetrías en cómo el indicador lidera al PIB.

Su aplicación empírica se refiere a los países del Grupo de los 7 (G-7). El indicador adelantado que utilizan es el *spread* entre las tasas de interés de corto y largo plazo, y encuentran que estos modelos bivariados pueden capturar exitosamente la forma del ciclo en ocasiones en que los modelos lineales no pueden. Previamente, otros autores desarrollaron indicadores lineales utilizando también variables financieras a través de los modelos ARLI (*Autoregressive leading indicators*).¹⁵ Si bien estas variables (particularmente el *spread* entre las tasas de interés de corto y largo plazo) son buenos candidatos para constituirse en indicadores adelantados de la actividad económica, la relación entre el PIB y el *spread* carece de estabilidad, lo cual limita su aplicabilidad.

¹⁵ Zéllner y Hong (1989), Zéllner (1991) y Zéllner y Min (1999) citados en Anderson et al (2002).

Anderson *et al* (2002) interpretan esta inestabilidad como la existencia de no linealidad en dicha relación, y por tanto extienden la aplicación de los modelos ARLI a los NARLI. Encuentran que estos últimos predicen mejor que sus “antecesores”, ya que capturan tanto la duración como la amplitud entre picos y valles, así como la curvatura en la transición.

Los modelos TAR y LSTAR constituyen un marco metodológico atractivo para modelizar el comportamiento no lineal de las variables, dado que incorporan regímenes que pueden ser fácilmente interpretados como estados recesivos o expansivos y los cambios entre regímenes dependen de una variable de transición observable, más que de estados inobservables.

Los autores citados, aplicaron esta metodología de ajuste no lineal, sólo en los casos en que los test de linealidad rechazaban los modelos lineales autorregresivos y si la especificación no lineal tenía suficientes observaciones en cada estado.¹⁶

III.5.2. Modelos de redes neuronales

Otros autores se inclinan por explorar los enfoques no lineales de redes neuronales (NN: *neural networks*) para la identificación de indicadores líderes. Esta tecnología, ha sido más usada en otros campos como la medicina o la robótica, y particularmente, en el sector financiero.

La principal diferencia de este tipo de metodología con las demás es que las redes neuronales “aprenden a través del ejemplo”, y modifican su estructura a partir de los datos observados más que responder a un programa con reglas específicas preconcebidas. En otras palabras, las redes neuronales pueden ser vistas como un procedimiento estadístico no paramétrico que usa los datos pasados u observados para estimar una función desconocida.

Entre los autores que utilizan el enfoque de redes neuronales, se debe citar a Timotej Jagric (2003). Esta autor esloveno, encuentra que la evidencia empírica demuestra que la *performance* de los indicadores de redes neuronales es superior a la de los modelos clásicos. La elección de estos modelos¹⁷ fue motivada por las características señaladas por Bishop (1995)¹⁸ sobre los mismos. En primer lugar las redes neuronales son modelos determinados por los datos que pueden aprender de las relaciones subyacentes entre los mismos y se adaptan a ellas. Esta condición es particularmente útil cuando no se tiene a priori una forma funcional a la que respondan los datos. En segundo lugar, cuando están apropiadamente especificados, pueden aproximar cualquier forma funcional, a cualquier grado de

¹⁶ Teniendo en cuenta que los contrastes sobre no linealidad son muy sensibles a la presencia de “*outliers*”.

¹⁷ Las redes neuronales responden al siguiente concepción. En un escenario típico de “entrenamiento” se tiene un red N , la cual, en respuesta a la presentación de cualquier x perteneciente a un conjunto de X de insumos, produce un correspondiente y de un conjunto Y de productos. Si se “entrena” la red, el conjunto de entrenamiento convergirá a un conjunto de conexiones que causan N para calcular la función $f: X \rightarrow Y$, con la propiedad de que a través del conjunto de k 's (desde 1 a n), la $f(x_k)$ correlaciona bien con el y_k .

¹⁸ Citado en Jagric (2003).

ajuste. En tercer lugar, las redes neuronales son no lineales, lo cual parece ser el caso de muchas de las series macroeconómicas.

Este autor intenta encontrar un índice líder que contribuya a predecir al índice de producción industrial de Eslovenia, y utiliza para ello 58 variables insumo, previamente seleccionadas de un conjunto superior a 300 series candidatas. En rigor, utiliza sólo 7 componentes principales de las mismas, dejando fuera aquellos que contribuyen menos de 10% a la explicación de la variación total dentro del conjunto de variables insumo. Los resultados que obtiene de la aplicación de este método predictivo, son buenos: el modelo construido logra detectar bien todos los puntos de quiebres al tiempo que los valores proyectados siguen la dinámica de la serie de referencia. Por lo tanto, de acuerdo Jagric, este tipo de modelo supera muchas de las limitaciones de los indicadores líderes clásicos.

Benjamín Tal (2003), por su parte utiliza esta técnica para la predicción del PIB de Canadá, utilizando para ello indicadores de base como: indicadores líderes de EEUU, y variables domésticas del país, crédito al consumo, exportaciones, empleo, curva de rendimiento, tipo de cambio real de Canadá, etc. Realiza también una aplicación empírica para predecir la inflación, utilizando indicadores apropiados (agregados monetarios, PIB, indicadores salariales, personas empleadas, tipo de cambio real, etc.). Los resultados, le permiten afirmar que los modelos son exitosos, tanto por su precisión en la predicción (dado los resultados de los contrastes dentro de la muestra) como para aprender la naturaleza de las relaciones económicas.

No obstante, Tal, afirma que el éxito de estos modelos, depende al igual que los modelos de regresiones de la calidad de los datos, y, al igual que éstos tampoco pueden predecir eventos atípicos, como los shocks del petróleo o las crisis políticas. Por lo tanto los mismos deberían ser usados paralelamente con otras herramientas predictivas.

Otros autores, han realizado aplicaciones referidas a la predicción de la inflación. McNelis y McAdam (2004), en particular, utilizan estos modelos para predecir la inflación de Japón, Estados Unidos y el área Euro, a partir de formulaciones de la curva de Phillips. Encuentran que el mayor beneficio de la utilización de estos modelos se encuentra, particularmente, en períodos de incertidumbre y cambios estructurales. En períodos de estabilidad, por el contrario, no se registran demasiadas ganancias en su aplicación. Uno de los principales hallazgos es que las redes neuronales son particularmente apropiadas para la modelización de los precios del sector servicios.

En suma, las redes neuronales pueden ser vistas como una clase ampliada de las regresiones no lineales y modelos discriminantes, modelos de reducción de datos y sistemas dinámicos no lineales. Para el propósito de la predicción económica las redes neuronales tienen algunas claras ventajas sobre el análisis de regresión: su flexibilidad (dado que no se imponen parámetros lineales, sino que la naturaleza no lineal es capturada por la red neuronal) y su simplicidad (no requiere conocimientos del usuario sobre el proceso de modelización).

No obstante, se han señalado serias desventajas a esta metodología de redes neuronales. En primer lugar, sus dificultades de interpretación. En efecto, en muchos casos puede ser muy problemático la interpretación del *output* generado

por la red neuronal. No hay una medida directa de confianza, ni es posible tampoco realizar análisis de sensibilidad fácilmente. En segundo lugar, se señala su carácter de “caja negra”. En este aspecto se contraponen con las virtudes del simple análisis de regresión, debido a que el proceso generador del resultado final en el caso de las redes neuronales no se establece explícitamente.

¿Qué es una red neuronal?

La tecnología de redes neuronales es un sistema computarizado avanzado de procesamiento de la información. La unidad básica de cualquier red neuronal es la neurona (el procesador). Cada neurona puede sumar muchos insumos, que pueden pertenecer a una base de datos o a cualquier otra neurona, con cada input modificado por un ponderador ajustable. La suma de estos inputs ponderados es adicionada por la neurona, y luego pasa a través de una función de transferencia (no lineal) que determina el producto final. Este proceso tiene lugar en cada neurona de la red. En la mayoría de los casos no existen interconexiones entre las neuronas de un mismo nivel. La mayoría de las redes neuronales tiene algún(os) tipo(s) de regla(s) de entrenamiento a través de la(s) cual(es) aprende a través del ejemplo, y expone algunas capacidades estructurales para la generalización y la predicción. Durante el entrenamiento, los programas de redes neuronales buscan encontrar un sistema de conexiones ponderadas, a través de los niveles, que resulten en el mínimo error entre el producto de la red y la respuesta real. Cada producto generado por la red es contrastado con el real, en cada punto de la misma. Si la red da la respuesta correcta, no se modifican las ponderaciones implícitas, si predice incorrectamente, entonces se ajustan los algoritmos. El entrenamiento continúa hasta que la red aprende a realizar la predicción correcta, al menos al nivel de ajuste deseado por el usuario.

Tomado de Benjamin Tal (2003) Background Information of our Neural Network-Based System of Leading Indicators. CIBC World Markets Economics & Strategy.

III.5.3. Modelos factoriales dinámicos no lineales

En Cancelo (2005) se encuentra una aplicación para el análisis del ciclo económico europeo, basado en el uso de modelos factoriales dinámicos no lineales. Este autor intenta, basándose en las ideas planteadas por Diebold y Rudebusch (1994), flexibilizar el enfoque de factores dinámicos para la construcción de indicadores sintéticos del ciclo, antes detallados, introduciendo la posibilidad de no linealidad. Su propósito es construir un indicador sintético del ciclo de la zona euro a partir de indicadores de actividad (índices de producción industrial de periodicidad mensual) de un conjunto de países europeos.

En su trabajo, “Análisis empírico del ciclo económico con un modelo factorial dinámico con cambio de régimen”, Cancelo retoma la idea de que basándose en el análisis univariante se encuentra sobrada evidencia de que las principales variables

relacionadas con la actividad económica tienen un comportamiento asimétrico a lo largo del ciclo.

Es por este motivo que Cancelo se adscribe a la idea de que los modelos más apropiados para la identificación del ciclo son los modelos de regímenes cambiantes, ya sea que estos regímenes se definen como tradicionalmente se hace como fases de expansión o recesión, o incluso ampliando el número de regímenes hasta seis estados, para caracterizar adecuadamente el ciclo económico. Estos modelos de regímenes cambiantes definen el ciclo a partir de un proceso estocástico discreto no observable, la asimetría cíclica que se aprecia en la variable observable se modeliza haciendo que algunos de los parámetros de su modelo univariante varíen con el estado del ciclo lo que permite estimar la probabilidad de que el ciclo se encuentre en un determinado régimen condicionada a la evolución observada.

Una primera versión de estos modelos desarrollada por Hamilton (1989),¹⁹ se asienta sobre el supuesto de que toda la información relevante que existe en el sistema se puede reunir en una única variable observable. Posteriormente, otros autores levantan²⁰ este supuesto y proponen modelos VAR con regímenes cambiantes, generalizando así el modelo de Hamilton a un contexto multivariante. En estos modelos una única variable discreta latente incide sobre un vector de variables observables, y la probabilidad de que esa variable esté en un régimen concreto en un determinado momento se estima utilizando toda la información del sistema.

En la dirección de estos trabajos, pero intentando además hallar un indicador cuantitativo del ciclo adecuado (además de la distinción entre los diversos estados del ciclo), propone integrar la estructura factorial y el enfoque de regímenes cambiantes en un modelo factorial dinámico en el que el factor cambia de régimen. Sigue así, la propuesta de Diebold y Rudebusch (1994) quienes pretenden combinar dos elementos que Cancelo considera fundamentales para la construcción de indicadores sintéticos para el análisis del ciclo: la consideración explícita del ciclo como un componente no observable común a un conjunto de variables económicas, y el comportamiento asimétrico incorporado de forma explícita en los modelos.

En su aplicación al ciclo europeo, Cancelo encuentra que con la especificación propuesta los indicadores cuantitativos (el factor común) y el cualitativo (la variable discreta que representa el cambio de régimen), son plenamente coherentes y complementarios de manera tal que permiten caracterizar el proceso generador de datos del ciclo de manera adecuada, al tiempo de realizar un seguimiento oportuno de su evolución. En este sentido, Cancelo sostiene que, a diferencia de otros procedimientos, el modelo factorial dinámico con cambio de régimen ofrece un esquema integrado y completo para el análisis del ciclo económico.

¹⁹ Citado en Cancelo (2005).

²⁰ Por ejemplo, Krolzig (1997, 2001, citado en Cancelo (2005)), o Artis, Krolzig y Toro (s/f).

III.6. El esquema de cointegración propuesto por Emerson y Hendry para la construcción de índices líderes

Emerson y Hendry (1994) proponen basarse en el esquema metodológico de cointegración para la elaboración de indicadores líderes con el objetivo de obtener una mayor convergencia entre las metodologías de indicadores líderes y los modelos econométricos.

Estos autores parten de analizar la utilización de indicadores de avance para el pronóstico de los modelos macros y los procedimientos usados para seleccionar los componentes y construir los índices, ante la evidencia de los cambios frecuentes que sufren los sistemas de indicadores líderes. En efecto, comienza por comprobar que la composición de los sistemas de indicadores (como por ejemplo el de los EEUU, o del Reino Unido) sufre alteraciones frecuentemente. En este sentido, sostienen que estos indicadores no “lideran” por mucho tiempo.

Ponen énfasis en cuatro aspectos. En primer lugar, señalan que las causas de los ciclos cambian en el correr del tiempo, y lo propio ocurre con las relaciones entre las variables económicas, tanto el *timing* como la magnitud de dichas relaciones. En tercer lugar, tanto a causa de las revisiones de los datos, como por el método de fechado de los puntos de giro de los ciclos, la ocurrencia de un giro efectivo, se vuelve visible, recién un tiempo después de su ocurrencia. A su vez, estos autores, contrastan la efectividad *ex post* de los índices se contrasta con evidencia acerca de su *performance ex ante* y se propone un esquema para el análisis de los índices, y la selección de las variables que lo componen.

Estos autores realizan, a vía de ejemplo, una aplicación sobre el indicador líder (de largo plazo) compuesto de actividad de Reino Unido (RU), encontrando que no todos los componentes de este índice aportan información relevante, y que las ponderaciones del índice líder de RU no caen dentro del espacio de cointegración que hallan entre las variables que componen este indicador.

En suma, Emerson y Hendry, proponen un esquema de análisis “más formal”: la utilización del análisis de cointegración para la selección de estos indicadores, testeando las pérdidas de información a través del planteo de restricciones sobre las variables incluidas. Su esquema de análisis, por tanto, habilita el uso de variables integradas (de orden 1) cointegradas.

III.7. Indicadores líderes basados en la teoría

Un enfoque alternativo es el propuesto por Frank de Leeuw (1991), que intenta conciliar el empiricismo propio de los sistemas de indicadores líderes con la teoría económica. Intenta levantar, así, las críticas realizados por diversos autores sobre la limitación que configura la falta de teoría de las metodologías de indicadores líderes. En especial Koopmans (1947) critica el enfoque sin teoría del NBER (no sólo de indicadores líderes), no permiten guiar la inferencia acerca de los efectos probables de las políticas de estabilización. No sólo eso, sino que a partir del enfoque de indicadores líderes no es posible hacer inferencia sobre los probables efectos de las políticas de estabilización, sobre el valor potencial de un nuevo indicador, de las propiedades deseables de los indicadores líderes.

Este autor encuentra cinco racionalidades que subyacen en la construcción y selección de indicadores líderes. Estas son:

- *Momento de producción*: en particular, diferencias entre la decisión y la ejecución de la producción
- *Facilidad de adaptación*: algunas dimensiones de la actividad económica tienen menores costos de variación que otros.
- *Expectativas de mercado*: algunas variables económicas son más sensibles y reflejan más inmediatamente las expectativas de mercado
- *Impulsores* (o primeros motores): los indicadores líderes deben representar las fuerzas responsables fundamentalmente de las fluctuaciones de corto plazo
- *Variación versus nivel*: los cambios aparecen antes que el nivel. Refleja la hipótesis de que los cambios en las series son indicadores líderes de los niveles.

A partir de estas cinco líneas racionales que subyacen a un sistema de indicadores líderes desarrolla un modelo teórico de indicadores líderes que incorpora a las primeras tres. El mismo se basa en la teoría dinámica de la producción de Holt, Modigliani, Ruth y Simon (1960).²¹ Las dos últimas racionalidades nos responden a ningún modelo teórico, ni tienen ninguna conexión con la teoría macroeconómica.

El modelo teórico de minimización de costos de la empresa que sirve de inspiración para desarrollar su sistema de indicadores líderes describe el comportamiento de corto plazo de una empresa que forma las expectativas sobre demanda e intenta minimizar los costos de alcanzar esa demanda. Dichos costos están asociados con el nivel de empleo, la variación del empleo, los desvíos del promedio de horas respecto de un nivel considerado normal, los desvíos del stock de inventarios y de las órdenes incompletas respecto de un múltiplo de producción.

Sostiene que en tanto esta teoría tenga alguna validez, los indicadores elaborados sobre esa base deberán ser de mayor utilidad que los indicadores líderes basados en fundamentos estrictamente estadísticos y empíricos. Los resultados a los que arriba demuestran ser alentadores en ese sentido.

Los indicadores adelantados utilizados en la explicación de las variables variación del producto, del índice coincidente de actividad y del empleo fueron la variación en órdenes manufactureras no satisfechas respecto del producto, inventario no agrícola respecto del producto, variación porcentual de la suma del equipamiento durable de los productores, infraestructura no residencial, infraestructura residencial, gastos del gobierno (global y local), e índice de confianza de los consumidores.

En promedio, este “indicador basado en la teoría” lidera al índice coincidente en alrededor de un trimestre en los puntos de quiebre, si bien con menor precisión podría anticipar más de un trimestre adelante. En tanto, el índice de indicadores líderes, adelante en promedio dos trimestres, falla más en dar señales falsas, por lo

²¹ Citado en de Leeuw (1991).

que concluye que estos indicadores teóricos, bajo ciertas condiciones son herramientas más robustas para predecir que los indicadores tradicionales.

III.8. Estudios comparativos entre diversas metodologías de construcción de indicadores líderes

En esta dirección, varios trabajos han intentado brindar una visión sintética y comparativa sobre las ventajas y desventajas de los diversos enfoques de indicadores líderes. Entre ellos, Banerjee y Marcellino (2003), Banerjee, Marcellino y Masten (2003) Marcellino, Stock y Watson (2003), Marcellino (2002a 2002b), Fagan, Henry y Mestre (2001).

Massimiliano Marcellino (2002a, 2002b), al enfrentarse con que un significativo número de variables económicas para los países del Área Euro mostraban señales de inestabilidad y no linealidad en su comportamiento, explora la alternativa de la modelización no lineal, entre ellas la de redes neuronales artificiales, modelos STAR, modelos de series de tiempo variables. Estos modelos son comparados con la alternativa de la modelización lineal (inclusive con los modelos simples autorregresivos), y con los métodos de combinatorias de predicciones.

No obstante, como resultado de su exploración, Marcellino concluye que si bien en casi la tercera parte de las series analizadas (incluso en algunas variables relevantes, como lo son la producción industrial, el empleo y la inflación) los modelos no lineales se ajustan mejor al comportamiento de las series observadas, la ganancia predictiva respecto de los modelos lineales no amerita su aplicación. Más específicamente, encuentra que los modelos más complicados tienden a ajustar mejor dentro de la muestra (mejor que las especificaciones lineales), debido a su mayor flexibilidad. No obstante, su mejor *performance* no es replicada fuera de la muestra. Se deja planteada la discusión acerca de si las características de inestabilidad de las series justifican e inducen el mejor comportamiento de los modelos no lineales.

Banerjee, Marcellino y Masten (2003a) realizan un evaluación detallada de las propiedades de un amplio conjunto de indicadores líderes para la inflación y el PIB del área –Euro, usando no sólo series de esa región sino también variables macroeconómicas de EEUU. Siguiendo la metodología de Marcellino y Banerjee (2003)²² en primer lugar se compara la *performance* de modelos de indicadores simples. Seguidamente, se explota la información conjunta a través de tres caminos. Primero se modelizan todos los indicadores a través de modelos de factores dinámicos y se usan los factores estimados como indicadores líderes. En segundo lugar, se consideran conjuntamente grupos de indicadores, y procedimientos automáticos de selección para la obtención de un modelo predictivo parsimonioso. Finalmente, se adoptan metodologías “*pooling*” para combinar las predicciones de indicadores simples.²³

²² Refiere a un trabajo análogo sobre los indicadores líderes de inflación y producto para EEUU. Dicho trabajo fue posteriormente publicado en por Innocenzo Gasparini Institute for Economic Research. IEP-Università Bocconi, IGIER and CEPR (Working Paper Series. N.236).

²³ El planteo de esta metodología, es decir, la combinatoria de predicciones (o el pool de predicciones) se puede encontrar en Hendry y Clements (2001b).

La evaluación de estas metodologías se basa en el criterio particular que es más relevante para la política económica, donde el mismo modelo se utiliza para predecir a distintos horizontes de tiempo, es periódicamente evaluado (y posiblemente re-especificado o re-estimado), y el objetivo es obtener predicciones robustas que se desempeñen bien año tras año, y no solamente en el promedio de un conjunto de años (denominado *RMSE-h*). La comparación se realiza usando tanto enfoques *ex-post* como “*pseudo ex-ante*”. En la evaluación *ex-post*, los valores futuros de los regresores exógenos se asumen como conocidos para evaluar el contenido de información de los indicadores independientemente de su predictibilidad. En esta evaluación, los indicadores líderes superan generalmente la *performance* predictiva de los modelos autorregresivos puros. En el esquema *ex-ante*, no se usa la información futura, y los valores futuros de los regresores son *forcasteados*, y la elección de los indicadores se basa en su desempeño predictivo en el pasado. Esto aporta una indicación para la construcción de predicciones viables de indicadores líderes.

En el mencionado trabajo de Banerjee y Marcellino (2003), se efectúa un análisis comparativo del desempeño predictivo de diversos indicadores líderes para la inflación y el producto en los EEUU. Estos indicadores fueron elaborados en base a distintas metodologías (procedimientos de selección automática de modelos, modelos factoriales, combinación de predicciones) y son comparados con las predicciones provenientes de modelos simples autorregresivos. Encuentran que los indicadores específicos son los de mejor desempeño, desde un punto de vista predictivo, aunque cambiando el mejor indicador a través del tiempo.

Por su parte, Marcellino, Stock y Watson (2003) adoptan modelos de factores para predecir la producción industrial, la inflación y el desempleo, tanto para el área-Euro como para sus países miembros, y encuentran ciertas ganancias respecto de los modelos autorregresivos, en particular respecto a las variables nacionales. Fagan, Henry y Mestre (2001) construyen un modelo macro de media escala para las variables del área-Euro, cuyas predicciones, en general, tienen mejor *performance* que los modelos derivados de series temporales.

Por su parte, Canelo (2005) considera que la mejor estimación del ciclo económico europeo (a partir de los respectivos series de actividad de los países del Área) es a partir de los modelos factoriales dinámicos con cambio de régimen. Sostiene que con la especificación propuesta el indicador cuantitativo (el factor común) y el cualitativo (la variable discreta que representa el cambio de régimen), son plenamente coherentes y complementarios de manera tal que permiten caracterizar el proceso generador de datos del ciclo en forma completa e integrada.

Hasta aquí se presentaron en forma muy breve algunos análisis que intentaban comparar las diversas metodologías para la construcción de indicadores líderes. Lamentablemente, sólo en algunas pocas excepciones se logra arribar a conclusiones definitivas en el tema.

III.9. En suma

El enfoque de indicadores líderes ha tenido un sensible desarrollo desde los trabajos pioneros de Burns y Mitchell en 1938 hasta la actualidad. El desarrollo de

la econometría ha contribuido significativamente en ello. A pesar del proceso de complejización, muchos trabajos recientes, evalúan que los modelos lineales y más sencillos (incluso los modelos simples univariantes autorregresivos) son los que aportan mejores resultados a la hora de pronosticar la evolución de la actividad económica en el corto plazo. Por el contrario, otras investigaciones señalan las notables ventajas que aportan los modelos más complejos. No parecen, por tanto encontrarse resultados conclusivos sobre el tema y la discusión aparenta seguir abierta.

En el presente trabajo se retoman dos líneas de trabajo de las hasta aquí citadas. Por un lado, se considera el tema del comportamiento no lineal en el ciclo económico uruguayo, permitiendo, entonces que componentes del índice líder impacten de forma asimétrica. Para ello, siguiendo la propuesta de Anderson *et al* (2002), se asume la metodología de los modelos TAR. Por otro, se adopta la línea de trabajo propuesta por Emerson y Hendry (1994), en cuanto a la metodología para definir la integración y la relación entre las variables que componen el indicador líder. En este sentido, se asume el esquema metodológico de la cointegración desarrollado por Johansen y Juselius (1990),²⁴ para la construcción de los indicadores líderes de actividad que se proponen. De esta forma se proponen índices coincidentes y adelantados de la actividad económica global en Uruguay.

²⁴ Johansen, S. y Juselius K. (1990), "Maximum Likelihood Estimation and Inference on Cointegration, with Applications to the Demand for Money", Oxford Bulletin of Economics and Statistics 52, 169-210.

IV. Antecedentes nacionales

En esta sección se presentan los estudios que constituyen, de alguna manera, antecedentes de la presente investigación. Se hace referencia, en primer lugar a aquellos estudios que se enfocan al análisis y/o predicción a partir de modelos de extracción de señales y a partir de modelos econométricos y, por otro, a los estudios más directamente enfocados a la construcción y predicción a través de indicadores líderes.

IV.1. *La predicción a partir de modelos univariantes y de extracción de señales*

Entre los trabajos más recientes que intentan estimar modelos de tipo univariante para el PIB uruguayo así como sus componentes no observables un antecedente interesante lo constituye el trabajo de Kamil (1997). Su objetivo consistió en describir el ciclo económico de la economía uruguaya entre 1975 y 1994, utilizando para ello la aplicación del filtro de Hodrick-Prescott sobre los componentes de tendencia-ciclo estimados a partir de una descomposición basada en un modelo univariante. Encuentra en el período analizado dos ciclos de alrededor de siete años de duración, seguidos de un tercer ciclo más corto (tres años y medio) y de menor intensidad que los anteriores.

Un trabajo posterior elaborado por Bucacos (1999) investiga acerca de la existencia de una tasa de crecimiento de largo plazo del PBI uruguayo entre los años 1975 y 1996. Caracteriza al PIB uruguayo como un proceso estacionario en tendencia, y encuentra tres quiebres estructurales que determinaron cambios permanentes en la misma. A partir de ese resultado, concluye que no resulta válido calcular una tasa de crecimiento de largo plazo para la economía uruguaya en ese período. Posteriormente, la misma autora (Bucacos, 2001) intenta identificar los componentes cíclicos y de tendencia del PBI uruguayo utilizando un enfoque uniecuacional que incluye la posibilidad de quiebres en la tendencia de largo plazo. Durante el período analizado (1975– 2000) detecta la presencia de tres ciclos de duración de nueve, cuatro y tres trimestres.

En oportunidad de la publicación de la actualización de las Cuentas Nacionales para el período 1988 – 1999 el Banco Central del Uruguay (2000) publicó los modelos *SARIMA* estimados sobre el PIB uruguayo. El modelo ajustado es de crecimiento tendencial estable, estacionalidad estocástica. No encuentran pertinente el ajuste estacional debido a la presencia (fluctuante en el primer o segundo trimestre) de los feriados de la semana de Turismo (Efecto Pascua).

Por su parte, Cuadrado y Queijo (2001), con el fin de evaluar diversos métodos cuantitativos para la predicción del PBI uruguayo, estimaron, entre otros, modelos univariantes para el período 1978 - 2000. Concluyen que, entre los modelos univariantes, un modelo tipo ARIMA con crecimiento tendencial estable y estacionalidad determinística es el que muestra el mejor desempeño predictivo.

Kamil y Lorenzo (1998) estudian (utilizando datos trimestrales) la relación entre los componentes cíclicos del PBI uruguayo (para el período 1975-1998) y una serie de variables de Argentina y Brasil: producto, importaciones y tipo de cambio real

bilateral. La investigación empírica les permite afirmar que la magnitud de las oscilaciones cíclicas), observadas en Uruguay (una economía pequeña y abierta) está muy relacionada con los *shocks* externos, y particularmente los provenientes de las economías vecinas. Encuentran que los ciclos del PIB argentino están positivamente correlacionados con el ciclo de referencia de la economía uruguaya y tiende a anticiparlo tres trimestres. La correlación es aun más fuerte con las importaciones argentinas, que adelantan al ciclo del PIB uruguayo muy rápidamente (un trimestre). Las correlaciones cruzadas respecto del PIB brasileño son superiores a las encontradas con el argentino (y adelantan en tres trimestres al uruguayo), es decir que anticipan en mayor medida que el argentino las fluctuaciones macroeconómicas uruguayas.

Por su parte, Bértola y Lorenzo (2000) estiman los componentes cíclicos de los PIB *per cápita* de Argentina, Brasil y Uruguay utilizando datos anuales en un período extenso (entre 1875-1988). Encuentran que los ciclos de las tres economías están positivamente correlacionados y que las correlaciones cruzadas más elevadas se verifican entre los componentes cíclicos de Argentina y Uruguay. Es de interés que la mayor correlación se da en forma contemporánea. Los ciclos de Argentina y Brasil son los que presentan correlaciones cruzadas más bajas. Del análisis de las correlaciones entre los componentes cíclicos del PIB de Brasil y Uruguay encuentran que las fluctuaciones cíclicas brasileñas tienden a adelantar en un año a las uruguayas.

Por último, en Bucacos (2001), citado anteriormente, se analiza la correlación cruzada y la causalidad entre los ciclos de consumo argentino, de los PIBs argentino y brasileño, y el PBI uruguayo. El estudio abarca el período 1976 – 2000, y su propósito es investigar los mecanismos de transmisión entre los ciclos económicos. Los resultados empíricos le permiten afirmar que todas las variables macroeconómicas argentinas son procíclicas, y que el PIB brasileño es contracíclico respecto del PIB uruguayo.

IV.2. La predicción a partir de modelos econométricos multivariantes

Existen varios trabajos que abordan el tema de la predicción a partir de modelos econométricos utilizando para ello, indicadores adelantados de la actividad económica doméstica como determinantes. Entre todos ellos, se citan los que tiene más puntos de contacto con el propósito de esta investigación (Masoller, 1998; Cuadrado y Queijo, 2001; Lanzilotta, LLambí y Mordecki, 2003).

El primero de los trabajos mencionados, Masoller (1998) indaga sobre el mecanismo de transmisión de los *shocks* regionales. Trabaja para ello en base a un modelo en el que introduce una demanda regional para los bienes que de otro modo serían no transables, cuyos precios se ajustan lentamente. Utiliza la metodología cuasi-var para la cuantificación de la importancia de estos *shocks* y para el estudio del proceso de ajuste de dos variables macroeconómicas clave: PBI y precios relativos (aproximados por los precios al consumidor medidos en términos en dólares). Los resultados a los cuales arriba indican que durante el período 1974-1997, la importancia de los *shocks* regionales para la economía uruguaya fue variando considerablemente. Encuentra que un *shock* regional favorable expande la producción doméstica, causa inflación y conduce a una apreciación del tipo de cambio real.

Por su parte, Cuadrado y Queijo (2001), con el objetivo de evaluar diversos métodos cuantitativos para la predicción del PIB uruguayo, estimaron modelos multivariantes de tipo VAR. En ellos incluyen, variables del entorno regional: nivel de actividad de Brasil y Argentina y tipo de cambio real bilateral con ambos países. A partir de la evaluación del desempeño predictivo de este modelo y de otros de tipo univariante, concluyen, que las variables de entorno macroeconómico nacional y regional son factores relevantes para la predicción del PBI uruguayo.

Por último, Lanzilotta, LLambí y Mordecki (2003), estiman la influencia de la actividad económica de Argentina y Brasil sobre la economía uruguaya, entre 1980 y 2002. Encuentran que existe una relación de equilibrio de largo plazo entre las tres economías, más específicamente entre las tasas de crecimiento de los respectivos productos. El modelo hallado especifica que la tasa de crecimiento del PBI uruguayo en el largo plazo se determina por la semisuma de las tasas de crecimiento de las economías vecinas, Argentina y Brasil. Por su parte, este estudio señala que el canal comercial es uno de las vías más directas a través del cual los shocks regionales impactan sobre la economía uruguaya. Al respecto, se encuentra que la elasticidad de respuesta de las exportaciones uruguayas a las importaciones argentinas es similar a la de la competitividad y cercana a la unidad. A su vez, hallan que la elasticidad de respuesta a la demanda de bienes importados de Brasil que es muy alta y significativamente superior al nivel de competitividad bilateral con ese país.

IV.3. *La predicción sobre la base de indicadores líderes en Uruguay*

En este apartado se presentan los indicadores adelantados construidos para predecir u adelantar el comportamiento de la actividad económica de Uruguay, así como una breve síntesis de las metodologías utilizadas en su elaboración.

Se presentan entonces tres indicadores coincidentes de actividad: el IMAE (elaborado por Lorenzo *et al*, 1999), el ISAE (elaborado por Masoller, 2002) y el índice Líder de del Centro de Estudios de la Realidad Económica y Social (CERES). Cabe precisar que salvo este último, los restantes no se han difundido públicamente. Todos tienen como objetivo proporcionar una medición continua de las variaciones mensuales de la actividad de la economía uruguaya para predecir el comportamiento del PBI trimestral. Se presenta además un artículo escrito por Fernández en 1990 y que constituye un trabajo pionero sobre el tema en Uruguay.

El primero de los indicadores, el Indicador Mensual de Actividad Económica (IMAE) fue realizado por Lorenzo et al (1999) como resultado de una consultoría contratada por CEPRE (Comité Ejecutivo para la Reforma del Estado) con ese cometido. El IMAE es un índice de Laspeyres de cantidades (base 1994=100), con ponderaciones fijas, compuesto (en su versión corregida) por 38 indicadores sectoriales. Contiene información sobre la evolución de un conjunto de series de actividad que cubren algo más del 87% de la estructura del PBI de la economía uruguaya. La estructura de ponderaciones de los indicadores contenidas se determinó en función de los pesos relativos de los indicadores sectoriales en el PBI del año 1994 a precios constantes de 1983.

En otras palabras, este indicador se realiza partiendo de una combinación lineal de un conjunto de indicadores de actividad sectorial, que están disponibles en forma mensual y que representan a la casi totalidad de los sectores de actividad considerados en el PIB.²⁵²⁶

El IMAE trimestralizado fue comparado con la evolución del PIB trimestral de diversas formas: se calcularon coeficientes de correlación entre las tasas de variación de ambos indicadores, se analizaron los signos de las tasas de variación interanual e inter.-trimestral de ambos indicadores. Como resultado de la consideración conjunta de todas estas comparaciones encontraron que es posible realizar inferencia confiable sobre la evolución del PBI trimestral a partir del Índice de Laspeyres construido en este estudio. Por otra parte, fue evaluada la alternativa metodológica de definir el indicador como la tasa de variación interanual de una estimación del componente tendencial del Índice de Laspeyres. Si bien se encontraron algunas discrepancias en algunas de las medidas comparativas entre el IMAE y la alternativa utilizada, las mismas no fueron sustanciales.

La utilidad de este indicador elaborado para ser implementado como indicador de avance para el BCU, está condicionada a la disponibilidad, en fecha, de todos los indicadores utilizados en su composición. Por lo tanto, si bien el ajuste a la evolución del PIB es muy bueno, su utilidad queda sujeta a esta condición.

Como se dijo antes, este indicador no ha sido publicado por el organismo, e incluso se desconoce si, posteriormente a la consultoría, se ha seguido elaborando.

Otro de los indicadores de “avance” que se analizará en este apartado es elaborado por Masoller (2002). Este autor presenta un indicador sintético de actividad económica (que denomina ISAE) que se elabora a partir del ajuste de un modelo de factores dinámicos (propuesto por Stock y Watson, 1991).

La metodología econométrica utilizada por Masoller, el modelo de factores dinámicos de Stock y Watson,²⁷ supone que la dinámica de ciertas variables está determinada en parte por un factor común que es interpretado como una *proxy* del estado de la economía en cada momento. El problema consiste en extraer el elemento común en las fluctuaciones de las variables económicas consideradas.

Las variables económicas finalmente seleccionadas fueron: la recaudación real del IVA, el monto de las importaciones de bienes (excluido el petróleo y los destilados), el índice de volumen físico de la industria manufacturera y las ventas de cemento portland a obras privadas. La elección de las mismas se basó en sus correlaciones cruzadas con el PIB, y en el estudio del poder predictivo de los mismos fuera de la muestra. Una vez identificadas las series que aportan mayor información respecto a la evolución del PIB, se procede a construir el indicador sintético de actividad económica –ISAE–.

²⁵ En rigor, se intenta predecir el comportamiento del PIB sin tomar en cuenta el ajuste por derechos de importación y por remuneraciones imputadas a las instituciones financieras.

²⁶ Este procedimiento es el aplicado por el Instituto Nacional de Estadística y Censos (INDEC) de Argentina en la construcción del estimador mensual de actividad económica (EMAE). Se puede consultar esta metodología en <http://www.indec.mecon.gov.ar>.

²⁷ En capítulo III se presentó sintéticamente la metodología de modelos de factores dinámicos utilizada por Stock y Watson (1991).

De acuerdo al autor, la utilidad del ISAE radica, en primer lugar, en la simplicidad de su cálculo (sólo incluye 4 series económicas), y porque puede estar disponible con menor rezago que la información correspondiente al PIB trimestral.

El indicador líder de CERES retoma la metodología empleada por el Instituto Torcuato Di Tella para la construcción del indicador líder de actividad de la economía argentina.²⁸ Esta institución construye un indicador compuesto de actividad a partir de una serie de indicadores de base, los que son seleccionados de acuerdo la correlación existente entre estos indicadores y la actividad económica agregada, y teniendo en cuenta la temporalidad de dicha relación. Las variaciones porcentuales del indicador líder resultante, surgen de la sumatoria de las variaciones correspondientes a los indicadores de base, ponderadas. Los cambios porcentuales se ponderan de forma tal que las variables incidan en el comportamiento del índice en proporción inversa a su volatilidad relativa.

Asimismo, y tal como lo hace la Torcuato Di Tella con el indicador argentino, la publicación de Indicador Líder de CERES es acompañada por la divulgación del índice de difusión. Este último tiene la utilidad de ayudar a la comprensión e interpretación del indicador líder y refleja la cantidad de series de base que están aumentando sobre el total de series que componen el grupo. Por último, las variables que se consideran en el indicador líder argentino son: el índice Merval, el índice general de la Bolsa de Comercio, las reservas internacionales del sistema financiero, el M2, los pasivos de los quebrantos comerciales, el ratio del Merval sobre el *Dow Jones*, la prima de riesgo. Como variables coincidentes se utilizan: un indicador de producción industrial, las importaciones y las importaciones de bienes de consumo.

Por último, Fernández (1990), toma como referencia la industria manufacturera y encuentra que las importaciones de bienes intermedios se comportan como indicadores adelantados. Se basa en los trabajos pioneros de Burns y Mitchell que a partir de un análisis descriptivo del ciclo y de diversos indicadores intentan detectar y predecir sus movimientos. Sostiene que estos indicadores de ciclo pueden resultar en señales confusas en los casos en que las estadísticas básicas presentan sesgos y/o varianzas importantes que oscurecen la percepción de los movimientos más permanentes del ciclo económico.

La metodología utilizada por Fernández es la siguiente. Utiliza un indicador cualitativo del ciclo, el que en esencia le permite determinar si dos observaciones consecutivas de una serie son significativamente distintas en términos estadísticos (que tiene como limitante la incapacidad de discriminar entre las situaciones de expansión y recesión). Identifica los valles y picos de todas las series (las del IVF industria manufacturera y de las que serán probadas como indicadores adelantados), e identifica atrasos, coincidencias o adelantos entre éstos.

Las variables consideradas fueron varias: el IVF de la industria manufacturera 1973-1989, el crédito del sistema bancario al sector privado, el agregado monetario M1 (dinero en circulación más depósitos en cuenta corriente de agentes privados

²⁸ La metodología del indicador líder de CERES no ha sido divulgada hasta el momento.

en el sistema financiero), el agregado monetario M2 (M1 +depósitos a plazo de agentes privados en moneda nacional), el agregado monetario M3 (M2 +depósitos a plazo de agentes privados en moneda extranjera), las importaciones de bienes de capital en dólares corrientes deflactadas por el índice de precios mayoristas de productos importados excluido el petróleo y expresado en dólares, la importación de maquinaria y equipo con idéntico tratamiento que en el caso anterior, la importación de bienes intermedios deflactado por el índice de precios mayoristas de productos importados (incluyendo petróleo) y la importación de bienes intermedios excluido petróleo deflactado por el índice de precios mayoristas de productos importados excluido el petróleo.

Concluye que las importaciones de bienes intermedios (excluido petróleo) y en menor medida el resto de las importaciones presentan en general una pauta de adelanto a las variaciones del ciclo de referencia. Las primeras en uno o dos trimestres, dependiendo del punto de giro. Las segundas tienen el inconveniente de incluir cambios de tendencia (picos o valles) no relacionados con el ciclo de referencia.

V. Índices líderes de actividad contruidos sobre la base de modelos lineales

En el presente capítulo se presenta una primera aproximación empírica para la obtención de índices líderes de la actividad económica uruguaya elaborados sobre la base de modelos lineales. Cabe recordar que uno de los cometidos de esta investigación es hallar indicadores permitan “anticipar” al PIB uruguayo de frecuencia trimestral y cuya elaboración y divulgación se realiza aproximadamente dos meses y medio después de culminado el trimestre. Tanto los índices denominados adelantados como los coincidentes cumplen con esta condición, siempre que su frecuencia sea mayor a la de la variable que se desea anticipar, y que la disponibilidad de los datos de las variables que compongan estos índices permita calcularlos oportunamente, con suficiente antelación al IVF del PIB.

Se explica en primer término el esquema metodológico utilizado, para luego presentar los índices coincidentes y el índice adelantado contruidos en esta investigación.

V.1. Procedimiento de construcción de los índices

Para la construcción de los índices líderes de actividad se siguió una metodología no preestablecida *a priori* que requirió de una exploración inicial meramente empírica, para luego avanzar hacia la utilización de procedimientos econométricos de cointegración, tal como lo proponen Emerson y Hendry (1994).

La metodología seguida supuso la realización de los siguientes pasos:: i) selección de las variables económicas (indicadores avanzados) pasibles de integrar dichos índices; ii) análisis de la temporalidad de los comovimientos entre los indicadores avanzados y el IVF del PIB; iii) estimación de las variables que lo componen y de la relación existente entre ellas a partir de la cual se obtiene el índice; iv) validación de los índices. Por último, se detalla el procedimiento de fechado de los puntos de giro y de estimación de la señal de crecimiento a partir de estos índices.

V.1.1. Selección de los indicadores adelantados potenciales

Se procedió, en primer lugar, a la selección de un conjunto amplio de variables económicas de acuerdo a criterios tales como su significación económica,²⁹ frecuencia (se tomaron en cuenta variables económicas que como mínimo tuvieran una frecuencia mensual), rapidez en la publicación, y calidad y adecuación estadística.³⁰ También se tuvo en cuenta que dichas variables no fueran extremadamente volátiles. De esta forma, se seleccionaron alrededor de 50 variables económicas como posibles componentes de los índices líderes.

²⁹ Lo cual fue evaluado teniendo en cuenta los resultados obtenidos en otros estudios, así como el grado de agregación de las variables económicas.

³⁰ Para analizar la calidad y adecuación estadística se observó la cobertura temporal de las series, su estacionalidad, la cantidad de revisiones a la que está sujeta y la comparabilidad a lo largo del tiempo.

A partir de este conjunto de datos, se completó el procedimiento de selección, aplicando el siguiente procedimiento.

En primer lugar, se analizó la temporalidad de la relación entre los indicadores adelantados potenciales y la variable objetivo. Para ello, se analizaron los estadísticos de correlación entre los componentes cíclicos de cada una de las series pasibles de integrar los índices y el propio IVF del PIB.

Como se analizó en la sección II.1.2.1, la metodología de extracción de señales permite descomponer cada indicador (Z_t) en sus componentes de tendencia (T_t), ciclo (C_t), componente estacional (S_t), e irregular, I_t .

$$Z_{it} = T_{it} + C_{it} + S_{it} + I_{it}, \quad i=1, \dots, j, \quad t=1, \dots, n \quad (V.1)$$

Una vez obtenidos los componentes cíclicos de cada indicador adelantado y de la variable objetivo (el PIB), se analiza, entonces la correlación entre dichos componentes y el ciclo de la variable objetivo.

$$\rho_{\text{pib}, z_i}(k) = \text{cov}(\text{pib}_t, z_{i,t-k}) / \sigma_{\text{pib}} \sigma_z \quad \text{para } k=0, \dots, l \quad t=1, \dots, n \quad (V.2)$$

De acuerdo a la temporalidad de los comovimientos entre las variables indicadores (Z_i) y el PIB, los indicadores adelantados se clasifican en series que adelantan, series coincidentes que representan el comportamiento agregado de la actividad económica y se mueven a la par de esta última, y rezagadas que tienden a cambiar de dirección en forma posterior al ciclo económico.

A su vez, se clasificaron las series económicas utilizados como indicadores cíclicos adelantados de acuerdo a cómo se relacionan con la variables económica objetivo (en este caso el PIB uruguayo). Así los indicadores adelantados podrían tener tres comportamientos: i) moverse de forma procíclica, es decir en la misma dirección, ii) contracíclica, esto es, en la dirección opuesta, o iii) acíclica, sin ningún patrón claro.

De esta forma, a través del análisis de los correlogramas cruzados de los indicadores de base y la serie de referencia (el IVF del PIB) se identificaron las series que además de correlacionarse significativamente con el ciclo del PIB (lo cual aseguraba su significación económica a la hora de predecirlo), adelantaban o al menos sincronizan con el mismo, ya sea en forma procíclica o contracíclica.

En segundo lugar, una vez detectadas cuáles eran estas variables, se clasificaron de acuerdo a su naturaleza. Las mismas quedaron agrupadas en: variables relacionadas al sector agropecuario, variables monetarias, variables vinculadas a la industria manufacturera, variables regionales (de Argentina y Brasil), variables relativas al comercio exterior, variables de precios, variables del sector energético, indicadores pertenecientes a los sectores del comercio y los servicios, etc.

V.1.2. Estimación del índice líder

La estimación del índice líder a partir del conjunto de variables preseleccionadas, se realizó siguiendo un criterio estrictamente empírico.

El procedimiento se inició con la identificación, dentro de cada uno de los grupos, de los indicadores que poseían mayor significación en la explicación de la evolución (de la tendencia-ciclo) del PIB trimestral. Este procedimiento se llevó a cabo una vez analizado el orden de integración de las variables consideradas.

En una segunda etapa, y una vez que se disponía de un conjunto de variables que resultaron significativas en la explicación de la variable de referencia, se procedió a estimar una regresión simple entre los componentes de tendencia ciclo de los indicadores y del PIB. Posteriormente, se fueron incorporando a la estimación las restantes variables que quedaron excluidas en el paso anterior, hasta llegar a una especificación final de la estructura del indicador.

Por último, se comprobó si la especificación final a la que se había llegado cumplía con la condición de que entre las variables utilizadas como indicadores de base y el índice líder en cuestión existiera una única trayectoria común en el largo plazo. Esta comprobación se llevó a cabo a través del análisis de cointegración entre el índice líder y las variables componentes (integradas), siguiendo la metodología propuesta por Johansen y Juselius (1990).³¹ Este último paso, asegura la consistencia entre la exploración empírica inicial y la condición de estabilidad en el largo plazo del vínculo entre el indicador y las variables de referencia. Esta condición es relevante para la construcción de índices líderes a partir de variables integradas. En este sentido y tal como se explicó en el capítulo III, se sigue la línea de trabajo propuesta por Emerson y Hendry (1994), tendiente a asegurar la consistencia de los esquemas de construcción de los indicadores líderes con la evolución en el largo plazo de la variable económica que se desea predecir.

Por lo tanto, a partir del conjunto de indicadores seleccionados Z_i , se elaboraron los índices líderes, de tal forma que:

$$IL_t = \sum_{i=1}^{i=j} z_{it} * w_i, \quad (V.3)$$

Donde w_i representa el coeficiente estimado correspondiente a cada Indicador (Z_i), en el paso anterior.

V.1.3. Estimación de la señal de crecimiento a partir del índice líder

A su vez, a partir de la metodología de extracción de señales es posible descomponer cada indicador (Z_t) en sus componentes de tendencia-ciclo (CT_t), estacional (S_t), e irregular, I_t .

$$Z_{it} = CT_{it} + S_{it} + I_{it}, \quad i=1, \dots, j, \quad t=1, \dots, n \quad (V.4)$$

Las estimaciones de tendencia-ciclo de cada uno de los indicadores (Z_{it}) se combinan a efectos de obtener una estimación del componente tendencia-ciclo del Índice Líder (IL_t):

³¹ La misma se explica en detalle en el Anexo II.

$$CTIL_t = \sum_{i=1}^{i=j} CTZ_{it} * w_i, \quad (V.5)$$

Donde w_i representa el coeficiente estimado correspondiente a cada Indicador (Z_i), en el paso anterior.

De este modo, la estimación de la señal firme del crecimiento del nivel de actividad se realiza a partir del cálculo de una tasa de variación interanual centrada del $CTIL_{it}$.

Alternativamente, es posible extraer el componente de tendencia ciclo del indicador compuesto hallado (que responde a la ecuación V.3). Esta es la opción escogida en este trabajo.³²

La señal de crecimiento

Es sabido que la tasa de variación entre el mes t y el mes $t - 12$ no ofrece una descripción actualizada del fenómeno analizado. La información que aporta dicha tasa describe de manera adecuada la situación en $t - 6$ (aunque utiliza información hasta t). Para obtener una señal firme del nivel del crecimiento del fenómeno en el mes t , considerando exclusivamente información hasta t , es necesario contar con predicciones con seis meses de antelación del fenómeno analizado.

De este modo, la señal del crecimiento en t se debe calcular a partir de una tasa de variación interanual entre las observaciones correspondientes a $t + 6$ y $t - 6$. Esto supone “centrar” apropiadamente las tasas, lo que permite contar con una medida apropiada del nivel de crecimiento (subyacente) del fenómeno en cuestión.

Análíticamente, esta señal firme de crecimiento de una variable económica (mensual) se calcula a partir de la siguiente expresión:

$$T_{12}^1(t) = \left(\frac{CTx_{t+6}}{CTx_{t-6}} - 1 \right) * 100 \quad (V.6)$$

donde, CTx_t es el componente de tendencia ciclo de la variable x en el mes t .

Análogamente, si la variable que se analiza tiene frecuencia trimestral, la señal firme de crecimiento de una variable económica (trimestral) responde a la siguiente expresión:

$$T_4^1(t) = \left(\frac{CTx_{t+2}}{CTx_{t-2}} - 1 \right) * 100 \quad (V.7)$$

³² Implícitamente, esta segunda opción, supone que el indicador líder se proyecta en su forma agregada. La primera de las opciones supone que cada uno de los componentes del índice líder es proyectado en el horizonte de predicción planteado separadamente.

donde, CTx_t es el componente de tendencia ciclo de la variable x en el trimestre t .

Si la última observación es la correspondiente al mes t , la tasa $T_{12}^1(t)$, si se trata de datos mensuales, o la $T_4^1(t)$ en el caso de datos trimestrales requiere de predicciones eficientes de la variable x , para 6 o 2 períodos adelante, respectivamente.

En consecuencia, *la señal firme de crecimiento es la tasa de crecimiento de un mes (trimestre) respecto del mismo mes (trimestre) del año anterior, calculada sobre el componente de tendencia-ciclo de la variable x , y debidamente centrada*. A esta tasa de la puede denominar **tasa de crecimiento subyacente** (Delrieu y Espasa, 1994).³³

V.2. Propuesta de un índice coincidente

Como se mencionó antes, el objetivo de un indicador coincidente es reflejar la evolución económica en tiempo real. En Uruguay, los datos del índice de volumen físico del PIB son publicados por el Banco Central con un rezago de 70 días. Esto implica que no se cuenta con información sobre la evolución de la actividad económica agregada durante un periodo considerable, lo que puede generar problemas en la toma de decisiones ya que tanto el gobierno como otros agentes económicos podrían estar tomando decisiones con información rezagada.

Al contar con un indicador coincidente, estos problemas podrían verse disminuidos ya que éste indica a los agentes en que estado se encuentra la economía. La disponibilidad mensual de indicadores económicos hace posible construir el índice coincidente a unos días de haberse finalizado el trimestre, cuando de otra manera, tendría que esperarse dos meses adicionales para conocer el estado de la economía. De esta forma es posible obtener señales más frecuentes acerca de la trayectoria de la actividad económica a nivel agregado.

En esta sección se presenta las estimaciones del índice coincidente. En rigor, como se explicará más adelante, se proponen dos indicadores uno de más larga extensión que el otro.

V.2.1. La variable de referencia y los indicadores adelantados insumo

Como se dijo antes, el propósito es tener un índice coincidente de la actividad económica agregada. Se trata de obtener un indicador que sincronice con el propio IVF trimestral del PIB, de tal forma que, por la periodicidad de las series que lo componen y por la rapidez con que se divulgan los datos, se encuentre disponible antes que los datos del PIB trimestral.

Como indicadores adelantados a ser empleados como insumo o componentes del índice coincidente, se seleccionaron un conjunto de variables, tanto internas como externas, que cumplieran con las condiciones señaladas anteriormente para

³³ En Espasa, A., (1994) *Métodos estadístico-econométricos para el análisis de la coyuntura económica*. Seminario internacional de estadística en Euskadi, Eustat 30.

constituirse en indicadores adelantados relevantes. Esto es, su significación económica,³⁴ la frecuencia (se tomaron en cuenta variables económicas que como mínimo tuvieran una frecuencia mensual), la rapidez en que se divulgan los datos y la calidad y adecuación estadística. En el Anexo III se presenta un detalle de todas las variables analizadas (tanto para construir este índice, como el indicador adelantado) agrupadas de acuerdo a su naturaleza.

En segundo término, se analizaron las correlaciones cruzadas entre estas variables, que constituían el conjunto potencial de indicadores adelantados de base, y la variable de referencia o variable objetivo (el IVF del PIB). Las variables económicas que potencialmente integrarían el índice coincidente, serán aquellas que representen la actividad de los sectores de mayor participación e incidencia en el PIB.

Siguiendo la metodología explicitada en la sección anterior (V.1), se construyeron dos índices coincidentes. El primero de ellos, el más largo, construido con datos correspondientes al período que se inicia en enero de 1993. Este indicador consta de 52 datos trimestrales y 156 datos mensuales. El segundo indicador, de menor extensión, abarca el período que se inicia en enero de 1997. Algunas de las series económicas que integraban este último índice se encontraban disponibles sólo desde esa fecha, por lo que no fue posible construirlo para el período comprendido entre enero de 1993 y diciembre de 1996. En el cuadro V.1, se presentan las variables que fueron halladas como relevantes para la constitución de los índices mencionados.

³⁴ Lo cual fue evaluado teniendo en cuenta los resultados obtenidos en otros estudios, así como el grado de agregación de las variables económicas.

Cuadro V.1. Composición de los índices coincidentes

Índice coincidente largo (ICL) (I.1993-III.2005)			Índice coincidente corto (ICC) (I.1998-III.2005)		
Variables ^{1 2}	Relación con la variable de referencia	Temporalidad cíclica con el IVF PIB	Variables	Relación con la variable de referencia	Temporalidad cíclica con el IVF PIB
<i>ivf_exp</i> ³⁵	procíclica	sincroniza	<i>ivf_exp</i>	procíclica	sincroniza
<i>ivf_ci</i>	procíclica	sincroniza	<i>ivf_ci</i>	procíclica	sincroniza
<i>cons_cem</i>	procíclica	sincroniza	<i>ivf_imp</i>	procíclica	sincroniza
<i>mwh_fact</i>	procíclica	sincroniza	<i>mwh_fact</i>	procíclica	sincroniza
<i>mk</i>	procíclica	sincroniza	<i>cons_cem</i>	procíclica	sincroniza
<i>m_inter</i>	procíclica	sincroniza	<i>min_tel</i>	procíclica	sincroniza
			<i>iva</i>	procíclica	sincroniza/a delanta
			<i>fact_autom</i>	procíclica	sincroniza /adelanta
Variables deterministas			Variables deterministas		
<i>Dummies estacionales centradas (dc1, dc2, dc3)</i>			<i>Dummies estacionales centradas (dc1, dc2, dc3)</i>		
Constante			Constante		

^{1.} La descripción de las variables se puede consultar en el Anexo II.
Todas las variables fueron consideradas en su transformación logarítmica.

Por su parte, en el cuadro V.2, se exponen las correlaciones cruzadas entre dichas variables y el IVF del PIB uruguayo para los dos períodos mencionados.³⁶

³⁵ De acuerdo a la especialización productiva y la inserción comercial de las ramas de la industria a 4 dígitos, se clasificaron los sectores industriales en: industrias de comercio intra-rama, de bajo comercio, productoras de bienes sustitutivos de importaciones y exportadoras. La metodología utilizada para elaborar esta categorización se puede ver en detalle en Laens y Osimani (2000).

A modo de ejemplo se señalan las principales ramas integrantes de cada uno de los grupos industriales. Dentro del grupo de industrias de comercio intra-industrial se encuentran las industrias que fabrican neumáticos y otros productos del caucho, las industrias básicas de hierro, acero y metales no ferrosos, las industrias que fabrican pulpa de madera, papel y cartón. Entre las industrias de bajo comercio, se encuentran las industrias de productos panificados, las de bebidas sin alcohol y cervecerías, la que elabora productos de encuadernación e impresión, las imprentas de libros y revistas. El sector de industrias sustitutivas de importaciones, agrupa a las industrias que elaboran productos farmacéuticos y medicamentos, las ramas químicas básicas, los productos de plástico, los fabricantes de automóviles y repuestos. Por último, en el grupo de industrias exportadoras se encuentran las curtiembres, marroquinerías, las industrias dedicadas a la preparación de productos lácteos, y la rama industrial de matanza y preparación de carnes y aves.

³⁶ En el Anexo econométrico (Anexo IV) se presentan los correlogramas cruzados entre los componentes cíclicos de los indicadores adelantados (las variables insumo, *x*) y el IVF del PIB.

Cuadro V.2. Correlación cruzada contemporánea de los indicadores adelantados que componen los índices coincidentes (variable *x*) con el ciclo del PIB³⁷

VARIABLE <i>x</i>	CORRELACIÓN CONTEMPORÁNEA	
	Periodo 1993-2005	Periodo 1997-2005
<i>ivf_ci</i>	.7239	.8531
<i>ivf_exp</i>	.6365	.7064
<i>ivf_imp</i>	-	.8531
<i>cons_cem</i>	.7366	.8220
<i>mwh_fact</i>	.5788	.7388
<i>mk</i>	.8271	-
<i>m_inter</i>	.8303	
<i>min_tel</i>		.5555
<i>iva</i>		.8487
<i>fact_autom</i>		.5659

De la observación del cuadro precedente se desprende que todas las variables seleccionadas para integrar los índices coincidentes tienen una alta o muy alta correlación con el IVF del PIB.

V.2.2. La conformación del índice compuesto coincidente

Siguiendo la línea propuesta por Emerson y Hendry (1994), se contrastó la existencia de una relación de equilibrio de largo plazo (una relación de cointegración) que asegure que las variables que integraban los índices (todas ellas integradas de orden 1) mantienen una relación estable en el largo plazo.³⁸ Ello, además de asegurar la estabilidad de dichos índices (tal como señalan Emerson y Hendry), garantiza la validez de la estimación por MCO de dichas variables en niveles (su transformación logarítmica). En el cuadro V.3, se presentan los resultados del contraste de cointegración efectuado.³⁹

³⁷ Los componentes cíclicos de todas las variables fueron estimados con el programa Tramo – Seats desarrollado por Gómez y Maravall (1994).

³⁸ Para el análisis de cointegración se utilizó el programa PcFiml 9.0 desarrollado por J. Doornik y D. Hendry,

³⁹ De todas formas, los tests sobre los residuos de las estimaciones por MCO (autocorrelogramas y estadístico de Durbin-Watson) descartaban la presencia de relaciones espúreas entre dichas variables integradas.

**Cuadro V.3. Resultados de estimación de vectores de cointegración
(procedimiento de Johansen) entre las variables del ICL y el IVF del PIB**

Vectores de cointegración normalizados	Variables								Autovalor	Estadístico de Traza	Máximo Autovalor
	PBI _{ur}	mwh_fact	cons_cem	ivf_ci	ivf_exp	m_inter	mk	Constante			
(H0: r=0) 1	1.00	-0.22	-0.15	-0.13	-0.09	-0.10	-0.01	1.72	0.7380	167.1**	56.26**
(H0: r<=1) 2	4.05	1.00	-0.90	2.08	-4.83	0.11	-0.35	-9.17	0.5780	110.8*	36.24
(H0: r<=2) 3	1.30	3.63	1.00	2.07	1.18	-4.34	0.38	-32.77	0.5090	74.56	29.88
(H0: r<=3) 4	3.73	-0.12	-0.67	1.00	-0.13	-1.01	-0.38	1.78	0.3629	44.69	18.94
(H0: r<=4) 5	-86.18	59.84	-45.94	-21.18	1.00	-13.72	31.50	79.60	0.3464	25.75	17.86
(H0: r<=5) 6	16.49	-2.33	9.83	-8.70	-10.93	1.00	-7.39	0.49	0.0975	7.89	4.31
(H0: r<=6) 7	11.24	-15.56	-0.61	-9.34	-28.59	6.67	1.00	244.71	0.0817	3.58	3.58

(**) Significativo al 1%, (*) significativo al 5%. De acuerdo al criterio Schwarz (BIC), se eligió 2 retardos para la estimación del modelo.
 Todas las variables están expresadas en logaritmos
 En la estimación se incluyeron dummies estacionales centradas. Período de estimación: 1993.01-2005.03 (datos frecuencia trimestral).

A su vez, se efectuaron los contrastes de exclusión sobre cada una de las variables que *a priori* se incluyeron en el vector de cointegración. Los resultados de las estimaciones restrictas permitieron rechazar la hipótesis de exclusión de la relación hallada de todas las variables. Esto indica, por tanto, que todas ellas aportan información relevante en la ecuación estimada.⁴⁰

Los contrastes de exogeneidad débil sobre cada una de los indicadores adelantados (indicadores insumo) dieron como resultado que se aceptaba la hipótesis de exogeneidad débil. No obstante, se rechazaba al 5% la estimación cuando se imponía que la exogeneidad de todos los indicadores adelantados a la vez (es decir, cuando se impone que los α correspondientes a los mecanismos de corrección del error de cada una de las variables fueran todos nulos).

Se utilizan los coeficientes resultantes de la estimación uniecuacional (MCO) entre las variables que integraban la relación de cointegración, como ponderadores para la construcción del índice coincidente.⁴¹ De esta forma el primero de los índices coincidentes responde a la siguiente especificación.^{42 43}

$$\begin{aligned}
 icl_t = & -1.294614 \quad -0.021468 \cdot dc1_t \quad -0.008885 \cdot dc2_t \quad -0.044112 \cdot dc3_t + \\
 & 0.179869 \cdot mwh_fact_t + 0.137644 \cdot cons_cem_t + 0.055292 \cdot ivf_ci_t + 0.125133 \cdot ivf_exp_t \\
 & \quad (0.026952) \quad (0.016545) \quad (0.028346) \quad (0.036003) \\
 & + 0.034453 \cdot mk_t + 0.108889 \cdot m_inter_t \quad (V.8) \\
 & \quad (0.9463) \quad (0.020717) \\
 & (0.9464)
 \end{aligned}$$

Por último, en la figura V.1 se presentan los gráficos correspondientes a los componentes de tendencia ciclo de los componentes de este índice coincidente.

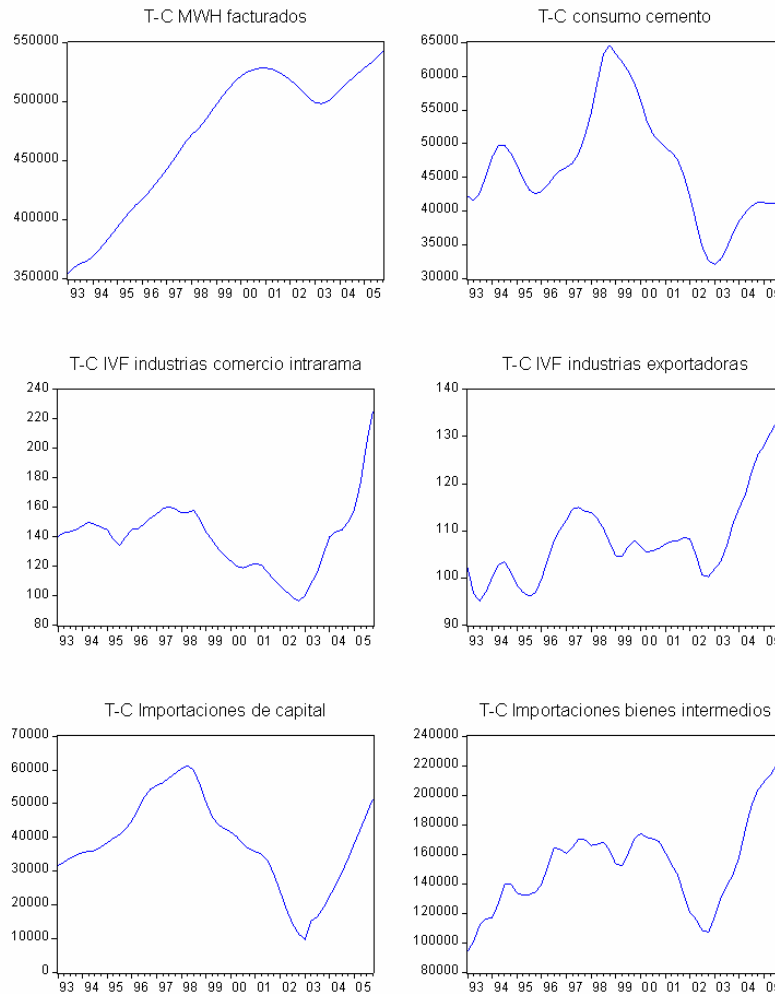
⁴⁰ Los resultados se presentan en el Anexo Econométrico.

⁴¹ Las estimaciones fueron realizadas en el programa EViews 5.1. Las salidas econométricas completas se encuentran en el Anexo IV.

⁴² Todas las variables están especificadas en logaritmos.

⁴³ Entre paréntesis, el error estándar del coeficiente estimado.

Figura V.1. Tendencia-ciclo de los indicadores adelantados que componen el ICL⁴⁴



Por su parte, el índice coincidente de más corta extensión (ICC), responde a la siguiente especificación.^{45 46}

$$\begin{aligned}
 icc_t = & -0.01762*dc1_t - 0.00363*dc2_t - 0.04364*dc3_t + 0.07807*ivf_ci_t + 0.11363*ivf_exp_t \\
 & \quad \quad \quad (0.025140) \quad \quad \quad (0.037139) \\
 & + 0.127534*(mwh_fact_t) + 0.07877*cons_cem_t + 0.02489*min_tel_t + 0.09180*ivf_imp_t \\
 & \quad \quad \quad (0.021066) \quad \quad \quad (0.019755) \quad \quad \quad (0.011922) \quad \quad \quad (0.024715) \\
 & + 0.10623*ivat + 0.01851*fact_automt \quad \quad \quad (V.9) \\
 & \quad \quad \quad (0.040309) \quad \quad \quad (0.006459)
 \end{aligned}$$

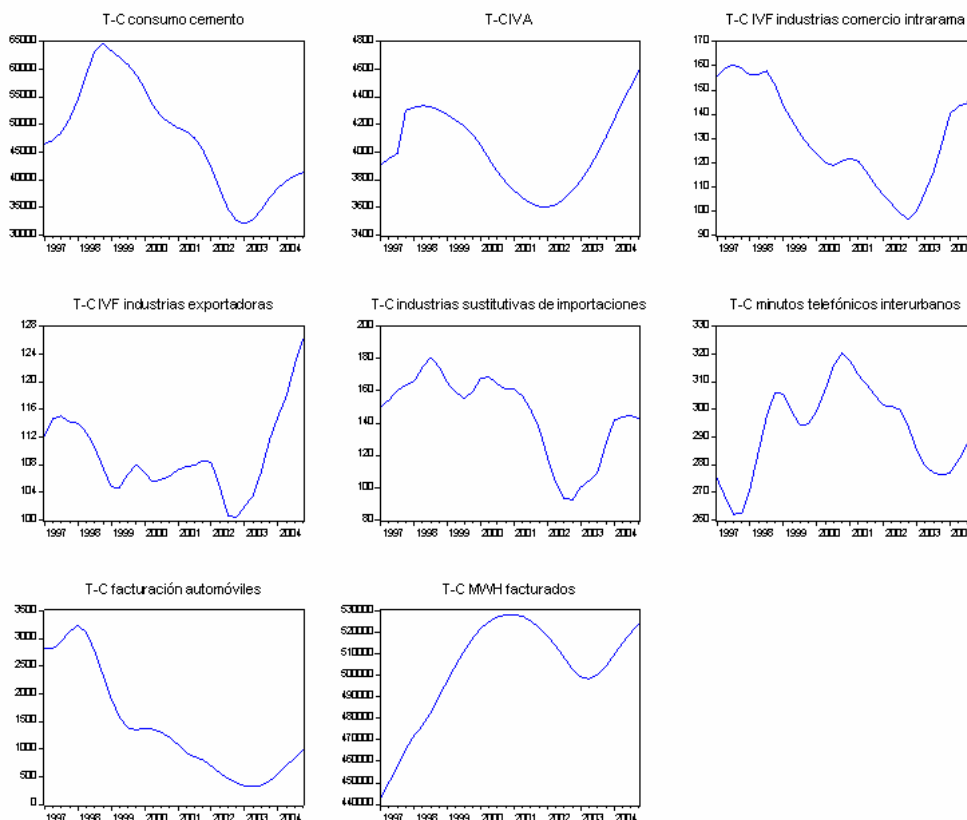
⁴⁴ Las unidades en las que están expresadas cada una de las variables se pueden consultar en el Anexo III. Los componentes de tendencia – ciclo de todas las variables fueron estimados con el programa Tramo –Seats (Gómez y Maravall, 1994).

⁴⁵ Todas las variables están especificadas en logaritmos.

⁴⁶ Entre paréntesis, el error estándar del coeficiente estimado.

Cabe subrayar que la estimación de esta ecuación se realiza desde el primer trimestre de 1998 hasta el tercer trimestre de 2005. Esto se debe a que la serie de minutos telefónicos totales interurbanos (*min_tel*) comienza en enero de 1997. Pese a la poca disponibilidad de observaciones (34 datos), el índice ajusta muy bien a la evolución del PIB en ese periodo. En la figura V.2 se presentan los gráficos correspondientes a los componentes de tendencia ciclo de los indicadores adelantados que integran este índice coincidente.

Figura V.2 Tendencia-ciclo de los componentes del ICC⁴⁷



Debido a la insuficiencia de los datos disponibles, y a la cantidad de variables que componen el índice, no fue posible realizar el análisis de cointegración entre estas variables (todas ellas integradas de orden 1 en el período analizado). De todas formas, en análisis de los residuos de la estimación uniecuacional realizada por MCO no indicaba la existencia de una relación espúrea entre estas variables.⁴⁸

⁴⁷ Las unidades en las que están expresadas cada una de las variables se pueden consultar en el Anexo III. Los componentes de tendencia – ciclo de todas las variables fueron estimados con el programa Tramo –Seats (Gómez y Maravall, 1994).

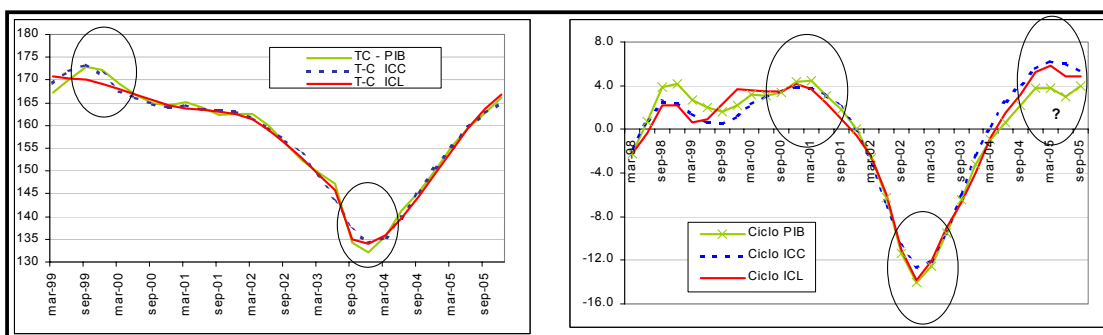
⁴⁸ Las salidas econométricas completas se pueden consultar en el Anexo IV.

V.2.3. Discusión de los puntos críticos

Como se expresó anteriormente los índices líderes son herramientas útiles para revelar con anticipación el estado de la economía y, en particular, para adelantar los cambios en la trayectoria de la variable que se desea anticipar (en este caso la actividad económica agregada). Estos cambios pueden ser de diverso tipo: puntos de giro, fases de aceleración o desaceleración de la economía, etc. Interesa, por tanto, el análisis detallado de los puntos críticos de los índices coincidentes elaborados para ambos períodos, y su comparación con la trayectoria observada del PIB.

Los puntos de giro son acontecimientos especialmente relevantes ya que marcan los cambios de fase del ciclo económico, y deben ser examinados con especial atención y previstos con antelación. En la figura V.3 se presentan gráficamente los componentes de tendencia-ciclo y de ciclo del ICL, del ICC y del propio PIB para el período común de ambos índices.

**Figura V.3. Tendencia ciclo y componentes cíclicos del ICL, ICC y del PIB
(en el período común: I. Trim. 1998- III Trim. 2005)**



Nota: El componente de tendencia ciclo está expresado como índice, base 1983=100. El componente cíclico se expresa como porcentaje de la tendencia. Los componentes de tendencia – ciclo y ciclo de todas las variables fueron estimados con el programa Tramo –Seats (Gómez y Maravall, 1994).

En el cuadro V.4 se presenta el fechado de los puntos de giro de los componentes cíclicos del ICL, ICC y del propio PIB para el período común de ambos índices (1998-2005)

La determinación de los puntos de giros se llevó adelante de manera empírica, dada la poca disponibilidad de datos de las series de los índices elaborados. El procedimiento aplicado (que sigue la línea de la metodología empiricista <F> comentada en el apartado II.1.3), supuso:

1. Determinar los mínimos y máximos locales de los componentes cíclicos de las variables PIB, ICL y ICC:
2. Considerar los puntos críticos que cumplieran con la restricción de que si se trataba de dos puntos de igual tipo, tuvieran como distancia mínima 12 trimestres.

3. Considerar los puntos críticos que cumplieran con la restricción de que si se trataba de dos puntos de distinta naturaleza (máximo/mínimo) tuvieran entre sí una distancia de 6 trimestres.

**Cuadro V.4. Puntos de giro entre I.Trim 1998 y III. Trim. 2005
según el ICC y el ICL y comparación con el PIB**

Punto de giro	PIB	ICL	ICC
Máximos (mmm/aa)	Mar-01	Dic-00	Dic-00
Mínimos (mmm/aa)	Dic-02	Dic-02	Dic-02

El análisis de los puntos de giro de las tres variables indica que, si bien el mínimo relativo coincide en las tres variables, en el máximo local detectado, los índices líderes coincidentes parecen anticipar el cambio de fase del PIB. Estos resultados deben tomarse con cautela, ya que como se señaló en varias oportunidades, el número de observaciones es limitado y, por ende, la muestra considerada no permite extraer conclusiones definitivas sobre las propiedades de estos indicadores.

V.2.4. Señal de crecimiento de los índices coincidentes

Tal como se explicó, la señal firme de crecimiento de una variable trimestral centrada en el momento t responde a la variación porcentual del componente de tendencia-ciclo de dicha variable del período t respecto del mismo período (mes/trimestre) del año anterior debidamente centrada.

Por tanto, la señal firme de crecimiento o crecimiento subyacente que surge de los índices coincidentes responden a las siguientes expresiones algebraicas:

$$T_4^1(t) = \left(\frac{CTicl_{t+2}}{CTicl_{t-2}} - 1 \right) * 100 \quad \text{y} \quad T_4^1(t) = \left(\frac{CTicc_{t+2}}{CTicc_{t-2}} - 1 \right) * 100$$

donde, CT_t es el componente de tendencia ciclo del índice en el trimestre t .

Para centrar adecuadamente las series, el cálculo de la tasa de crecimiento subyacente al momento t , requirió de predicciones eficientes del índice en cuestión para $t+2$, es decir trimestres adelante.

En el cuadro V.5 se presentan las señales de crecimiento que se extraen de la evolución de ambos índices coincidentes para el año 2005. A su vez, dichas señales se las compara con las que surgen de la *real evolución*⁴⁹ del IVF del PIB.⁵⁰

⁴⁹ Se realiza la comparación de las tasas subyacentes que surgen de los índices con la tasa que surge de los datos observados del PIB. Es decir, de esta última variable no se realizan proyecciones. El debido centrado de la tasa de crecimiento, implicó, por tanto, que sólo se la

Cuadro V.5 Comparación de las tasas de crecimiento subyacente de los índices coincidentes y el PIB ($T_4^1(t)$, porcentaje)

<i>t</i>	<i>ICL</i>	<i>ICC</i>	<i>PIB</i>
<i>Diciembre-03</i>	12.0	14.1	13.1
<i>Marzo-04</i>	12.3	11.3	12.0
<i>Junio-04</i>	11.7	10.1	10.1
<i>Septiembre-04</i>	8.6	6.4	8.0
<i>Diciembre-04</i>	7.4	5.8	6.9
<i>Marzo-05</i>	8.0	6.2	7.3

Puede apreciarse en el cuadro V.5 que las tasas subyacentes de los tres indicadores tienen una evolución similar. En los seis trimestres analizados, la tasa de crecimiento del PIB, parece situarse en un punto intermedio entre las tasas calculadas a partir de los índices. El desvío estándar de las tasas subyacentes provenientes de los índices coincidentes largo y corto, respecto de las “verdaderas”,⁵¹ es de 8 y 10%, respectivamente.

V.3. Índice adelantado de actividad

V.3.1. La variable de referencia y los indicadores de base

El índice adelantado debe captar y medir anticipadamente los nuevos acontecimientos de la actividad económica que van a afectar a la economía en general en unos meses. Este índice provee señales tempranas acerca de la dirección que está tomando la economía. La reducción de la tasa de crecimiento del índice adelantado es una de las señales anticipadas que puede implicar la desaceleración de la fase expansiva en la que se puede encontrar la economía.

Un índice adelantado, si está bien diseñado, puede ser utilizado como instrumento de política económica, tanto para evitar recalentar la economía como para intentar hacer menos profunda una recesión. Por lo tanto, el índice adelantado es un

pudiera calcular hasta el primer trimestre de 2005 (el último dato publicado del IVF del PIB refiere al III trimestre de 2005).

⁵⁰ La tasa de crecimiento subyacente del PIB se calculó como: $T_4^1(t) = \left(\frac{CTpib_{t+2}}{CTpib_{t-2}} - 1 \right) * 100$.

⁵¹ En rigor, las estimaciones a la fecha publicadas por el BCU del IVF del PIB uruguayo correspondientes al período I.trim 2003-III.trim 2005 son de carácter preliminar. Por lo que esta evaluación podría cambiar en la medida que dichas estimaciones preliminares experimenten modificaciones relevantes.

instrumento que proporciona una señal de advertencia acerca de los cambios que puede sufrir la actividad económica. Es importante señalar que el indicador adelantado muestra la dirección o trayectoria de la economía en el muy corto plazo y no es de ninguna manera un pronóstico de la magnitud del crecimiento económico.

Para construir el índice adelantado se seleccionaron varias series de diversos tipos de variables, especialmente aquellas que *a priori* adelantarían al PIB. De esta forma, se realizaron pruebas sobre variables monetarias, variables vinculadas a la industria, variables relativas al comercio exterior, variables de precios, variables energéticas, indicadores de comercio y servicios y variables externas regionales (Argentina y Brasil) y extra-regionales.

Al igual que con la construcción del índice coincidente, se utilizó la metodología explicitada en la sección V.2, llegando a que las variables relevantes para la constitución del índice adelantado son tres:

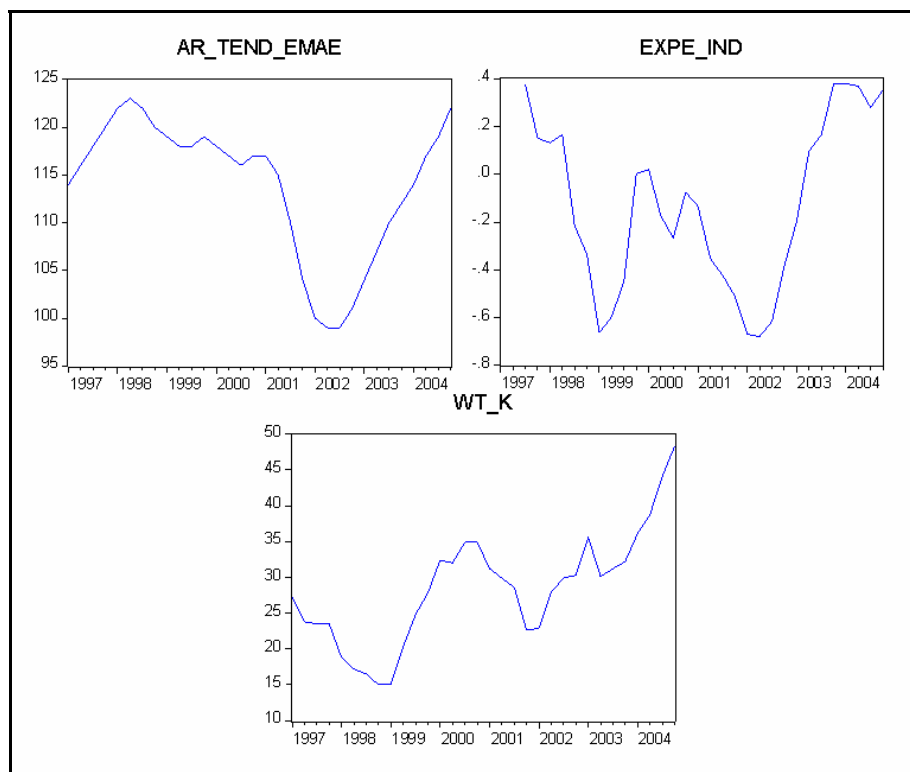
1. El Estimador Mensual de Actividad Económica argentina (EMAE), específicamente su componente tendencial (*ar_tend_ema*)
2. El indicador de expectativas empresariales de la Cámara de Industrias del Uruguay (*exp_ind*)⁵²
3. El precio del petróleo considerado a precios constantes, (*wt_k*)

⁵² 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 de Uruguay (CIU). Además de relevar las ventas y el personal ocupado por las empresas industriales, indaga acerca de las expectativas de evolución en los siguientes 6 meses, de la actividad de la propia empresa, de la rama de actividad industrial en la que se desempeña (sector industrial) y de la economía en su conjunto. El indicador de expectativas utilizado refiere a este último grupo de preguntas. La pregunta que integra la encuesta mensual de la CIU, es la siguiente: "Expectativas a futuro. Considerando la situación actual, ¿cómo ve la evolución de la economía nacional, de su sector y de su empresa en el horizonte de los próximos seis meses?". Específicamente, se interroga sobre si se espera que la situación (económica) mejore, empeore o permanezca igual. Las respuestas positivas se ponderan con +1, las negativas con -1. y las restantes con 0. Por tanto, el indicador de expectativas de los empresarios de la industria se construyó a partir del siguiente cálculo:

$$expe_ind_t = \frac{(Núm_resp_posit_t * (+1) + Núm_resp_Neg_t * (-1) + 0 * Núm_Resp_Igual_t)}{Número\ respuestas\ dd\ mes\ t}$$

Cabe anotar que dicha encuesta relewa información mensual de aproximadamente 200 empresas industriales. La metodología de esta encuesta se puede consultar en: <http://www.ciu.com.uy>.

**Figura V.4. Evolución de las variables que componen el índice adelantado
(III. Trim. 1998- III Trim. 2005)⁵³**



En la figura V.4 se puede apreciar la evolución de dichas variables en el período comprendido entre el tercer trimestre de 1997 y el tercer trimestre de 2005. No obstante, todas las variables consideradas son de frecuencia mensual, y los datos están disponibles a lo sumo con 30 días de retraso respecto al mes de referencia. La definición de cada una de las variables se puede consultar en el Anexo II. La restricción en cuanto al período viene dada por la corta extensión de la serie de expectativas de empresarios industriales. Esta variable se encuentra disponible para un período de tiempo relativamente corto.

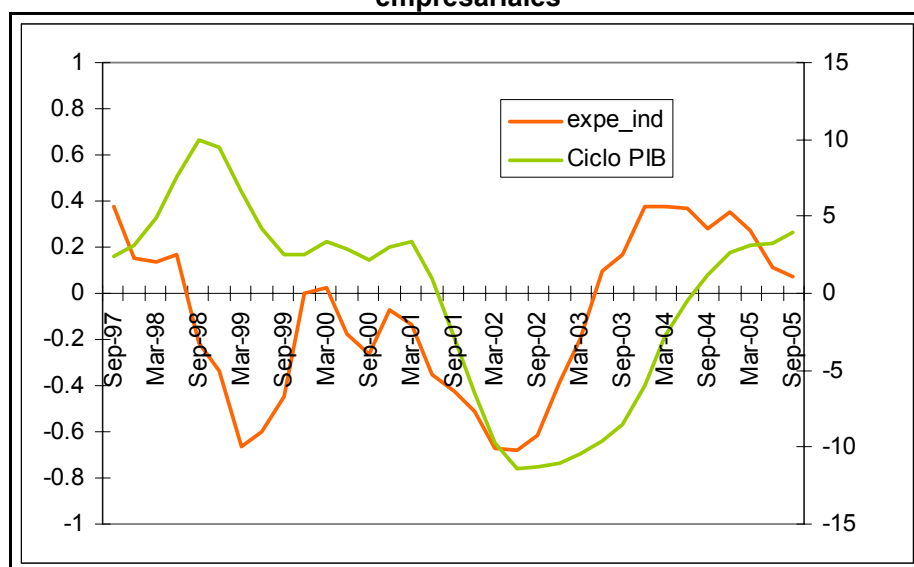
¿Por qué se usó al Estimador Mensual de Actividad Económica de Argentina como indicador adelantado? Varias investigaciones previas indican que el comportamiento cíclico de esta economía determina y antecede a las fluctuaciones cíclicas de la uruguay. Por otra parte, se extrajo el componente cíclico de esta variable, para analizar estadísticamente su correlación con el ciclo del PIB uruguayo. Los resultados arrojaron nuevamente que este indicador permitía anticipar las oscilaciones cíclicas de la economía uruguayo en dos o tres trimestres. En concreto se consideró una señal suavizada de este indicador, o sea el componente tendencial de la serie disponible.

¿Por qué pueden considerarse las expectativas como un indicador adelantado? En primer lugar, porque los empresarios disponen abundante información sobre el

⁵³ Las unidades en las que están expresadas cada una de las variables se pueden consultar en el Anexo III.

entorno económico más directo a sus negocios y, por ende, pueden percibir con anterioridad a la reducción o al aumento del nivel de producción que las perspectivas económicas están mejorando o empeorando. Téngase en cuenta que los empresarios disponen de información sobre los pedidos que reciben y que esta información aporta datos adelantados sobre la trayectoria de las ventas. Por otra parte, su propio optimismo o pesimismo puede influir en variables tales como el nivel de inversión a realizarse y en decisiones sobre *stocks* y producción futura y otras variables relevantes para determinar el nivel de producción del país.

Gráfico V.1. Componente cíclico del PIB e indicador de las expectativas empresariales



Nota: El componente cíclico se expresa como porcentaje de la tendencia.

Aún sin hacer ningún análisis estadístico se puede percibir de la observación del Gráfico V.1, que las expectativas presentan un punto de giro que parece adelantar al nivel de actividad en algunos trimestres como surge de los comentarios antes realizados. No obstante, se analizaron las correlaciones cruzadas entre ambas variables, las que indicaban que las expectativas de los empresarios de la industria adelantaban en uno y dos trimestres al ciclo del PIB.

Por su parte, el índice de precios del petróleo, fue la única variable de carácter extra regional que aportó información estadísticamente significativa (fue descartada, por ejemplo, la inclusión de tasas de interés internacionales). Esta variable, tiene el cometido de representar los *shocks* externos de oferta que actúan en forma más relevante sobre la economía uruguaya. El índice de precios del petróleo, que obviamente se relaciona contracíclicamente con la actividad económica uruguaya, adelanta dos trimestres el comportamiento cíclico del PIB.⁵⁴

Cabe hacer notar que el precio del petróleo incide de manera contraria sobre la actividad económica en Argentina, a diferencia de los puede ocurrir con otras

⁵⁴ En el Anexo Econométrico se presentan los correlogramas cruzados entre los indicadores adelantados y el IVF del PIB.

variables económicas como las tasas de interés, el crecimiento de la actividad mundial, etc. En otras palabras, el precio del petróleo, representa a las influencias externas que operan de forma diferente en la economía uruguaya que en la argentina, por lo que su influencia no es capturada mediante la variable que representa la actividad del vecino país.

V.3.2. Conformación del índice adelantado

En línea con lo propuesto por Emerson y Hendry (1994), se testeó la existencia de una relación de largo plazo (una relación de cointegración) que asegure que las variables que integran el índice tuvieran una relación estable en el largo plazo con la evolución del PIB.

Los contrastes de raíces unitarias indicaron que todos los indicadores adelantados eran integrados de orden 1 (poseían una raíz unitaria regular). En el Anexo Econométrico se incluyen los resultados de los contrastes de Dickey Fuller Aumentado (ADF) sobre estas variables, así como las salidas completas de las estimaciones.⁵⁵

En el cuadro V.5, se presentan los resultados del contraste de cointegración efectuado.

Cuadro V.6. Resultados de estimación de vectores de cointegración (procedimiento de Johansen) entre las variables del IAL y el IVF del PIB

Vectores de cointegración normalizados	Variables				Autovalor	Estadístico de Traza muestras pequeñas	Máximo Autovalor muestras pequeñas
	PBlur	expe_ind	ar_tend_ema	wt_k			
(H0: r=0) 1	1.00	-0.02	-1.08	0.02	0.836	48.69**	32.57**
(H0: r<=1) 2	2.91	1.00	-2.84	-0.33	0.508	16.12	12.76
(H0: r<=2) 3	-0.81	-0.19	1.00	-0.19	0.161	3.37	3.15
(H0: r<=3) 4	0.95	-0.79	-1.67	1.00	0.012	0.21	0.21

(*) Significativo al 5%. Se eligió 1 retardo para la estimación del modelo.
 Todas las variables están expresadas en logaritmos.
 En la estimación se incluyeron dummies estacionales centradas.
 Período de estimación: 1997.03-2005.03 (datos frecuencia trimestral).

El resultado del contraste de cointegración permite afirmar que no se puede descartar la existencia de al menos una relación de equilibrio de largo plazo entre las variables que se incluyeron en el vector de cointegración (*pibur*, *ar_tend_ema*, *expe_ind*, *wt_k*).

Por su parte, las pruebas de exclusión sobre las variables (implementada a partir de la estimación del modelo restringido), descartan la hipótesis nula de exclusión del vector de cointegración de alguna de las variables. Por otra parte, se contrastó la

⁵⁵ Los tests sobre los residuos de las estimaciones por MCO (autocorrelogramas y estadístico de Durban-Watson) descartaban la presencia de relaciones espúreas sobre dichas variables integradas.

hipótesis de exogeneidad (débil)⁵⁶ de las variables incluidas como indicadores adelantados, dando como resultado que se acepta la hipótesis de exogeneidad débil de dichas variables en forma conjunta.

Por último, se efectuó la prueba de homogeneidad sobre los coeficientes de las variables determinantes (previamente halladas exógenas). Los resultados estadísticos indican que se puede rechazar la hipótesis de que dichos coeficientes suman 1. Tal como se puede apreciar en el cuadro de resultados (V.5), la suma de los coeficientes de los determinantes excede la unidad, lo cual puede explicar que el índice hallado, posea mayor variabilidad que el propio PIB. En el gráfico V.6, es posible apreciar esta mayor volatilidad.

Para la construcción del índice adelantado, se utilizan los coeficientes que surgen de la estimación uniecuacional del IVF del PIB, como ponderadores. Se lo denomina índice adelantado lineal (IAL) para diferenciarlo del que se propone en la próxima sección. De esta forma, el índice adelantado lineal estimado responde a la siguiente especificación.^{57 58}

$$\begin{aligned}
 ial_t = & -0.036346*dc1_t & -0.008616*dc2_t & -0.043211*dc3 & -0.003264*pascua_t \\
 & +0.0875*expe_indt-1 & -0.022354*expe_indt-2 & +0.994275*ar_tend_emaet-1 \\
 & (0.023204) & (0.017216) & (0.254953) \\
 & -1.07016*ar_tend_emaet-2 & +1.16574*ar_tend_emaet-3 & -0.087877*wt_k_{t-2} \\
 & (0.519025) & (0.310691) & (0.025056) \\
 & +0.063114*wt_k_{t-3} & & \\
 & (0.025531) & &
 \end{aligned}
 \tag{V.10}$$

Las variables deterministas incluidas (*dummies* estacionales y efecto pascua) tienen como cometido ajustar las diferencias de estacionalidad entre los indicadores adelantados y el propio IVF del PIB.

V.3.3. Discusión de los puntos críticos

Los puntos de giro del índice adelantado, deberían anticipar los cambios de fase del ciclo económico. No obstante, tal como está calculado el índice (a partir de las variables rezagadas uno dos y tres períodos), el valor del índice en t debería moverse de manera sincronizada con el valor del IVF del PIB en t .

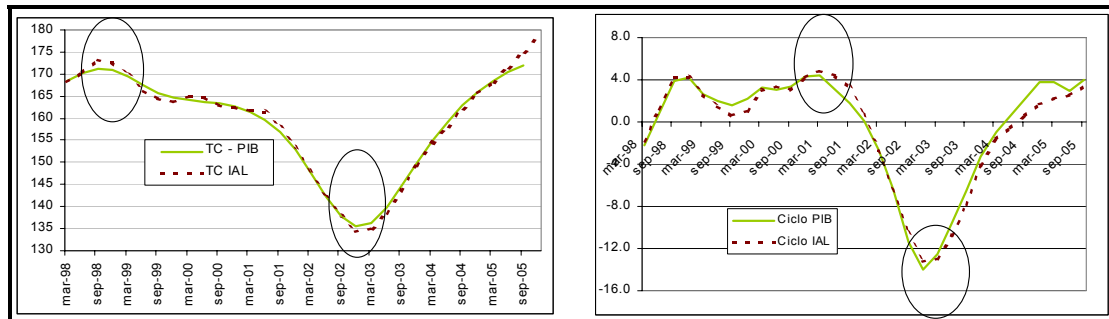
En la figura V.5 se presentan gráficamente los componentes de tendencia-ciclo y de ciclo del IAL y del IVF del PIB para el período comprendido entre el primer trimestre de 1998 y el tercer trimestre de 2005. Cabe precisar que el índice sólo pudo ser calculado desde esa fecha, dada la reducida extensión de la serie de expectativas de los empresarios industriales, sumada a que la misma incide con hasta dos rezagos.

⁵⁶ A través de la prueba de significación sobre los α de la matriz de cointegración (esto es sobre los coeficientes del mecanismo de corrección del error).

⁵⁷ Excepto el indicador de expectativas empresariales todas las variables fueron consideradas en su transformación logarítmica.

⁵⁸ Entre paréntesis, el error estándar del coeficiente estimado.

Figura V.5. Tendencia ciclo y componente cíclico del IAL y del PIB



Nota: El componente de tendencia ciclo está expresado como índice, base 1983=100. El componente cíclico se expresa como porcentaje de la tendencia. Los componentes de tendencia – ciclo de todas las variables fueron estimados con el programa Tramo –Seats (Gómez y Maravall, 1994).

En el cuadro V.7 se presenta el fechado de los puntos de giro de los componentes cíclicos del IAL y del propio PIB. Nuevamente, el procedimiento aplicado para la determinación de los puntos de giro es de carácter empírico, siguiendo la línea de la metodología empirista $\langle F \rangle$ comentada en el apartado V.2.3.⁵⁹

Cuadro V.7. Puntos de giro entre III.1997 y III.2005 del IAL y del PIB

Punto de giro	PIB	IAL
Máximos (mmm/aa)	Mar-01	Dic-00
Mínimos (mmm/aa)	Dic-02	Dic-02

El análisis de los puntos de giro de las dos variables indica que, en tanto en el caso del mínimo relativo detectado coincide, en el máximo local el índice adelantado parece anticipar el cambio de fase del PIB

En este caso vale la misma observación que en el caso de los índices coincidentes, en cuanto a que los resultados del análisis deben tomarse con extrema cautela, debido al número de observaciones disponibles.

⁵⁹ Como se dijo antes, el procedimiento consistió en determinar los mínimos y máximos locales de los componentes cíclicos de las variables PIB y el IAL, y se consideraron los puntos críticos que cumplieran con la restricción de que si se trataba de dos puntos de igual tipo, tuvieran como distancia mínima 12 trimestres, y si se trataba de dos puntos de distinta naturaleza (máximo/mínimo) tuvieran entre sí una distancia de 6 trimestres.

V.3.4. Señal de crecimiento del índice adelantado lineal

Por último se comparó las tasas de crecimiento subyacente que surgen de este índice adelantado con las que surgen de la real evolución del PIB:

La señal firme de crecimiento o crecimiento subyacente que surge del índice adelantado lineal responde a la siguiente expresión algebraica:

$$T_4^1(t) = \left(\frac{CTial_{t+2}}{CTial_{t-2}} - 1 \right) * 100$$

donde, $CT_{ial,t}$ es el componente de tendencia ciclo del índice adelantado en el trimestre t . Para centrar adecuadamente las series, se requirió de predicciones eficientes del índice para 2 trimestres adelante.

En el cuadro V.8 se presentan las señales de crecimiento que se extraen del índice adelantado para el año 2005, y se las compara con las que surgen de la *real evolución*⁶⁰ del IVF del PIB.⁶¹

Cuadro V.8 Comparación de las tasas de crecimiento subyacente del índice adelantado lineal y el PIB ($T_4^1(t)$, porcentaje)

$t=$	<i>IAL</i>	<i>PIB</i>
<i>Diciembre-03</i>	14.1	13.1
<i>Marzo-04</i>	12.3	12.0
<i>Junio-04</i>	9.3	10.1
<i>Septiembre-04</i>	7.7	8.0
<i>Diciembre-04</i>	7.5	6.9
<i>Marzo-05</i>	7.7	7.3

⁶⁰ Al igual que para los índices coincidentes, se realiza la comparación con la tasa de crecimiento subyacente que surge de los datos observados del PIB, por lo que no se consideran proyecciones de esta última variable. El debido centrado de la tasa de crecimiento, implicó, por tanto, que sólo se pudiera calcular la misma hasta el primer trimestre de 2005.

⁶¹ La tasa de crecimiento subyacente del PIB es la que surge de la siguiente expresión:

$$T_4^1(t) = \left(\frac{CTpib_{t+2}}{CTpib_{t-2}} - 1 \right) * 100$$

Como se puede observar en el cuadro, las tasas subyacentes del índice adelantado tienen una trayectoria similar a las del PIB. El desvío estándar del error cometido por el IAL (en la tasa de crecimiento subyacente) es inferior a 7%. El cometido por los índices coincidentes ICL e ICC, era de 8 y 10%, respectivamente.⁶²

⁶² El que surge de las tasas subyacentes calculadas a partir de predicciones dos pasos adelante del PIB, son superiores a 15% (para el mismo período).

VI. Una aproximación empírica no lineal para la construcción del índice líder

Como se ha señalado antes, varios autores han sostenido que los componentes cíclicos de la actividad económica muestran frecuentemente comportamientos que no son lineales. Ello ameritaba, por tanto, que la modelización de los indicadores sintéticos de ciclo se ajustara mejor a especificaciones no lineales (véase Cancelo, 2005)

En el caso de la economía uruguaya, Rodríguez y Badagián (2004) comprueban la existencia de no linealidades en el comportamiento cíclico del PIB.⁶³ Estas autoras encuentran que el ciclo de actividad económica en Uruguay presenta indicios de asimetría, más específicamente, de un tipo de asimetría denominada *deepness* o asimetría transversal.⁶⁴ Este tipo de asimetría que puede presentar el ciclo de una serie se da cuando los valles son más profundos que el alto de los picos, es decir, cuando la distribución de la serie (sin tendencia) es asimétrica. Este estudio indaga, también, sobre la existencia de asimetría tipo *steepness* (o longitudinal) en el ciclo del PIB. Este otro tipo de asimetrías ocurre cuando las fases recesivas presentan pendientes más empinadas que las fases de crecimiento, es decir, cuando la distribución de la serie en primeras diferencias es asimétrica.

Los hallazgos de la mencionada investigación dieron lugar a conjeturar sobre si a partir de un indicador de ciclo construido sobre la base de modelos no lineales es posible extraer señales más ajustadas sobre la evolución del PIB. A tales efectos, se estimaron modelos que toman en cuenta esta alternativa, incluyendo no linealidades en la estimación de los componentes del índice, aplicando la metodología de los modelos autorregresivos por umbrales (*Threshold Autoregressive, TAR models*). Si bien existen varias metodologías no lineales para la construcción de indicadores sintéticos de ciclo, en este trabajo se utiliza únicamente una de estas variedades. Los modelos *TAR*, *STAR* (*Smooth Transition Autoregressive*) y *LSTAR* (*Logistic STAR*), que se explican en el apartado VI.1, tienen la virtud de que incorporan regímenes que pueden ser fácilmente interpretados como estados recesivos o expansivos, y los cambios entre regímenes dependen de una variable observada, más que de un estado inobservable.

El procedimiento de elaboración del índice y su discusión, se presenta en el apartado VI.2.

⁶³ Rodríguez S. y A.L. Badagián (2004), *Dinámicas no lineales y ciclos asimétricos en Argentina, Brasil y Uruguay*.

⁶⁴ Este trabajo se realiza sobre la base de datos trimestrales correspondientes al período: I.1980 a I.2004.

VI.1. La representación de modelos TAR

Los modelos TAR y LSTAR están comprendidos dentro de una clase más amplia de modelos denominada “*switching-regime models*”. Esta clase de modelos, incluye además, a modelos en donde los regímenes no pueden ser observados sino que su ocurrencia depende de un proceso estocástico subyacente e inobservable. En los modelos TAR y LSTAR, por el contrario, los regímenes están definidos a partir de alguna variable “observable”.

La mayoría de los modelos con regímenes definidos por variables observables responden a la especificación “*TAR*”, la cual asume que el régimen que ocurre en el momento t puede ser determinado por el valor que asume una variable umbral (*threshold*) z_t , relativo a un valor umbral, denominado c .

Un caso especial es cuando la variable umbral es un valor rezagado de la propia serie, esto es cuando: $z_t = y_{t-d}$, para un cierto número entero $d > 0$. Cuando este es el caso, el modelo resultante se denomina modelo *Self-Exciting TAR (SETAR)*.

Por ejemplo, en el caso de que $d=1$, el modelo autorregresivo *AR(1)* que adopta en cada régimen, un modelo *SETAR* de dos regímenes se define como:

$$y_t = \begin{cases} \phi_{0,1} + \phi_{1,1}y_{t-1} + \varepsilon_t & \text{si } y_{t-1} \leq c, \\ \phi_{0,2} + \phi_{1,2}y_{t-1} + \varepsilon_t & \text{si } y_{t-1} > c, \end{cases} \quad (VI.1)$$

donde ε_t se asume que es una secuencia ruido blanco, condicional a la historia de la serie, que se denota por $\Omega_{t-1} = \{y_{t-1}, y_{t-2}, \dots, y_{t-(p-1)}, y_{t-p}\}$, con $E[\varepsilon_t | \Omega_{t-1}] = 0$ y $E[\varepsilon_t^2 | \Omega_{t-1}] = \sigma^2$.

Una forma alternativa de escribir los modelos *SETAR* es la siguiente:

$$y_t = (\phi_{0,1} + \phi_{1,1}y_{t-1})(1 - I[y_{t-1} > c]) + (\phi_{0,2} + \phi_{1,2}y_{t-1})(I[y_{t-1} > c]) + \varepsilon_t \quad (VI.2)$$

donde $I(A)$ es la función indicador con $I(A)=1$ si el evento A ocurre, y 0 de otra forma.

Los modelos *SETAR* asumen que el límite entre los regímenes (el umbral) está dado por un valor específico de la variable que representa el umbral y_{t-1} . Si se supone una transición gradual entre los regímenes, entonces la función indicador puede ser sustituida por una función continua $G(y_{t-1}; \gamma, c)$, que cambia suavemente de 0 a 1, a medida que la variable umbral (y_{t-1}) crece. Como resultado, se tienen los modelos *STAR (Smooth Transition Autoregressive)* representada por:

$$y_t = (\phi_{0,1} + \phi_{1,1}y_{t-1})(1 - G(y_{t-1}; \gamma, c)) + (\phi_{0,2} + \phi_{1,2}y_{t-1})(G(y_{t-1}; \gamma, c)) + \varepsilon_t \quad (VI.3)$$

Una alternativa extendida de la función de transición $G(y_{t-1}; \gamma, c)$, es la logística:

$$G(y_{t-1}; \gamma, c) = \frac{1}{1 + \exp(-\gamma[y_{t-1} - c])} \quad (VI.4)$$

Como resultados se obtienen los modelos *LSTAR* (*Logistic STAR*)

El parámetro c puede ser interpretado como el umbral entre los dos regímenes donde la función de transición se hace $G(y_{t-1}; \gamma, c) = 0$ y $G(y_{t-1}; \gamma, c) = 1$, creciendo monótonamente entre 0 y 1 a medida que aumenta y_{t-1} . El parámetro γ determina cuán suave es el cambio de un régimen a otro. A medida que este parámetro se vuelve más grande, el cambio entre los estados (0 a 1) se da de forma más rápida, de modo que cuando γ tiende a infinito, el cambio es casi instantáneo. Por lo tanto el modelo *SETAR* (VI.2) puede ser aproximado por un modelo *LSTAR* cuando el parámetro $\gamma \rightarrow \infty$.

Estos modelos *SETAR* y *STAR* pueden ser generalizados para permitir un mayor orden de rezagos (un mayor orden autorregresivo) dentro de los diferentes regímenes. Por ejemplo, nuevamente en el caso de dos regímenes, los órdenes autorregresivos pueden establecerse como p_1 y p_2 , y en el modelo *SETAR* se especifica como:

$$y_t = \begin{cases} \phi_{0,1} + \phi_{1,1}y_{t-1} + \dots + \phi_{p_1,1}y_{t-p_1} + \varepsilon_t & \text{si } y_t - 1 \leq c, \\ \phi_{0,2} + \phi_{1,2}y_{t-1} + \dots + \phi_{p_2,2}y_{t-p_2} + \varepsilon_t & \text{si } y_t - 1 > c, \end{cases} \quad (VI.5)$$

por lo que el equivalente del modelo *STAR* está dado por:

$$y_t = (\phi_{0,1} + \phi_{1,1}y_{t-1} + \dots + \phi_{p_1,1}y_{t-p_1})(1 - G(y_{t-1}; \gamma, c)) + (\phi_{0,2} + \phi_{1,2}y_{t-1} + \dots + \phi_{p_2,2}y_{t-p_2})(G(y_{t-1}; \gamma, c)) + \varepsilon_t \quad (VI.6)$$

Uno de los principales problemas es determinar los órdenes apropiados de p_1 y p_2 . Uno de los procedimientos más utilizados es comenzar por la especificación lineal del modelo autorregresivo, y suponer que es ese el orden apropiado a aplicar en los regímenes no lineales. La alternativa es estimar directamente los órdenes apropiados de (a partir de algún criterio, AIC, BIC) directamente. Ello tiene como desventaja, la necesidad de estimar los *SETAR* o *STAR* a partir de múltiples combinaciones de p_1 y p_2 .

Por otra parte, estos modelos son generalizables a m regímenes, por simplicidad, la exposición analítica hasta aquí desarrollada supuso la existencia de dos regímenes únicamente.

Por último, estos modelos univariados se pueden generalizar a modelos bivariados o incluso multivariados, es decir cuando la variable que recoge el comportamiento diferenciado según regímenes no es la propia variable rezagada. Este es precisamente el caso de aplicación de los modelos *TAR* en esta investigación. Más precisamente, se trata de un modelo *TAR*, el donde el indicador adelantado x que integra el índice líder posee dos regímenes diferenciados en función de una variable umbral z definida, y de un valor específico de la misma.

VI.2. Conformación del índice adelantado no-lineal

Para la estimación del índice adelantado no lineal, se partió de la especificación del índice adelantado lineal, considerándose, por tanto, las siguientes variables: las expectativas de los empresarios de la industria manufacturera (*expe_ind*), el componente tendencial del EMAE de Argentina (*ar_tend_ema*) y el precio del petróleo en términos constantes (*wt_k*).

A partir de esta especificación lineal, fue probada la hipótesis de que las expectativas empresariales mostraran un comportamiento no lineal. La hipótesis de asimetría en las expectativas de los empresarios fue analizada respecto de umbrales definidos en función de la fase en la que se encuentra la economía (véase el cuadro VI.6). En otras palabras, se probó la hipótesis de que el indicador de expectativas empresariales incidiera de manera diversa sobre la actividad económica futura, de acuerdo al estado de la economía en los períodos previos.

Se generalizó, por tanto, el modelo especificado en (VI.6), de la siguiente forma:

$$expe_ind_t = \begin{cases} \phi_{0,1} + \phi_{1,1}expe_ind_{t-1} + \dots + \phi_{p_1,1}expe_ind_{t-p_1} + \varepsilon_t & \text{si } z_t \leq c, \\ \phi_{0,2} + \phi_{1,2}expe_ind_{t-1} + \dots + \phi_{p_2,2}expe_ind_{t-p_2} + \varepsilon_t & \text{si } z_t > c \end{cases} \quad (VI.7)$$

donde la variable umbral z_t se define a partir diversas especificaciones (que se detallan en el cuadro VI.6).

El valor del umbral, así como el orden autorregresivo de la variable de expectativas industriales (*expe_ind_t*), se determinaron a partir de la minimización de los errores (la minimización de la sumatoria de los residuos al cuadrado).

Cuadro VI.6. Indicadores y variables “umbrales” utilizadas para el examen del comportamiento asimétrico de las expectativas industriales

Denominación del indicador	Variable umbral (z_i)	Definición del indicador y valor del umbral (c)	Observaciones
TR0	Tendencia ciclo del PIB (TC)	1 si $TC(t-i)$ en ascenso 0 en otro caso	$i=1$ y 2
TR1	Componente cíclico del PIB ($cypib$)	1 si $cypib(t-i) > 0$ 0 en otro caso	$t=1$ y 2
TR2	Componente cíclico del PIB ($cypib$) ⁶⁵	1 si $cypib(t-i)$ en ascenso 0 en otro caso	$t=1$ y 2
IE1	Componente cíclico del PIB ($cypib$)	1 si $abs(cypib(t-1)) < 3,97$ 0 en otro caso	
IE2	Componente cíclico del PIB ($cypib$)	1 si $cypib(t-1)^2 < 15.88$ 0 en otro caso	
IE3	Variación interanual del PIB	1 si $pib(t)/pib(t-4) < 0.0574$ 0 en otro caso	

Los tres primeros umbrales fueron determinados externamente en los modelos, a partir de la estimación de los componentes de tendencia ciclo y ciclo del propio PIB. Los restantes, fueron hallados a partir de la estimación de recursiva de los *switching-regime models*. Como se dijo antes, el valor del umbral calculado a partir de las diversas especificaciones (valor absoluto del ciclo del PIB, variación interanual del PIB, el ciclo del PIB al cuadrado) fue determinado a partir de la minimización de los errores de estimación, al igual que el número de rezagos óptimo. Estas estimaciones se incluyen en el Anexo Econométrico.

VI.2.1. Índice adelantado no-lineal

Las estimaciones arrojaron como resultado que la cuarta especificación de la variable umbral era la más adecuada, esto es *el valor absoluto del componente cíclico del PIB*. Fue esta la estimación del índice adelantado que mostró el mejor ajuste respecto de la evolución del IVF del PIB en el período considerado (cabe recordar que estas estimaciones fueron realizadas para el período III.trim 1997 hasta III.2005).⁶⁶ La misma conclusión se desprende a partir de la evaluación del desempeño predictivo del índice (que se presenta en el cuadro VI.7), como de los estadísticos de la propia estimación.⁶⁷

⁶⁵ El componente cíclico del PIB fue estimado con el programa Tramo – Seats desarrollado por Gómez y Maravall (1994), para el período I.1980-III.2005.

⁶⁶ Cabe aclarar que el umbral definido a partir del cuadrado del ciclo del PIB (ie2) no resultó significativo en las estimaciones del *ianl*.

⁶⁷ La definición y explicación de cada uno de los estadísticos utilizados se puede encontrar más adelante en este trabajo (Capítulo VIII).

Cuadro VI.7. Evaluación de desempeño predictivo del IVF del PIB de diversas especificaciones no lineales del índice adelantado de actividad

Indice Adelantado No Lineal estimado a partir del Umbral	IANL1 TR1 (-1)	IANL3 TR1(-2)	IANL4 TR2(-1)	IANL6 IE1(-2)	IANL7 IE3(-1)	IANL8 TRO(-1)
Estadísticos						
Error Cuadrático Medio (ECM)	6.10	2.89	3.52	2.76	3.81	3.17
Raíz del Error Cuadrático Medio (RECM)	2.47	1.70	1.88	1.66	1.95	1.78
Error Absoluto Medio (EAM)	1.96	1.45	1.63	1.48	1.65	1.50
Máx Error Absoluto (MxEA)	4.95	3.28	3.38	3.16	4.40	3.38
Desvío estándar (DS)	2.51	1.75	1.90	1.71	1.96	1.83
Errores estacionales						
Raíz del Error Cuadrático Medio RECM del:						
Primer trimestre	1.3	1.2	1.5	1.6	1.6	1.1
Segundo trimestre	2.8	2.0	2.2	2.1	2.1	2.1
Tercer trimestre	2.7	1.9	1.9	1.5	2.0	1.9
Cuarto trimestre	2.7	1.6	1.9	1.3	2.1	1.8

De esta forma, la especificación del índice no-lineal identificada fue la siguiente:⁶⁸

$$\begin{aligned}
 ianl_t = & +0.37 \quad -0.0357*dc1_t \quad -0.0125*dc2_t \quad -0.0427*dc3_t \quad -0.0029*pascua_t \\
 & +0.8483*ar_tend_emae_{t-1} -1.1471*ar_tend_emae_{t-2} \quad +1.3112*ar_tend_emae_{t-3} \\
 & \quad (0.299029) \quad (0.546146) \quad (0.337169) \\
 & +0.1049*expe_ind_{t-1}*IEI_t(-2) \quad +0.0667*expe_ind_{t-1}*(1-IEI_t(-2)) \quad -0.07997*wt_k_{t-2} \\
 & \quad (0.027159) \quad (0.016288) \quad (0.023152) \\
 & +.0564*wt_k_{t-3} \quad (VI.8) \\
 & \quad (0.025038)
 \end{aligned}$$

Se contrastó la hipótesis de que efectivamente los coeficientes de las dos variables que representan las expectativas de los empresarios industriales fueran significativamente distintos en ambos estados, mediante el test de Wald (cuyo resultado se presenta en el Anexo IV). El contraste de Wald dio como resultado que no podía rechazarse la hipótesis de que ambos coeficientes fueran significativamente distintos entre sí, por lo que se pudo concluir que la inclusión de la variable de expectativas industriales bajo estos dos estados, aportaba información útil para la conformación del índice.

Por ende, los resultados indicaban que las expectativas industriales tenían un comportamiento asimétrico, dependiendo del momento del ciclo en que se encuentra la economía. Si el ciclo se encuentra muy por debajo o muy por encima de la tendencia de largo plazo del PIB (cuando se sitúa 4% por sobre su tendencia

⁶⁸ Entre paréntesis, el error estándar del coeficiente estimado.

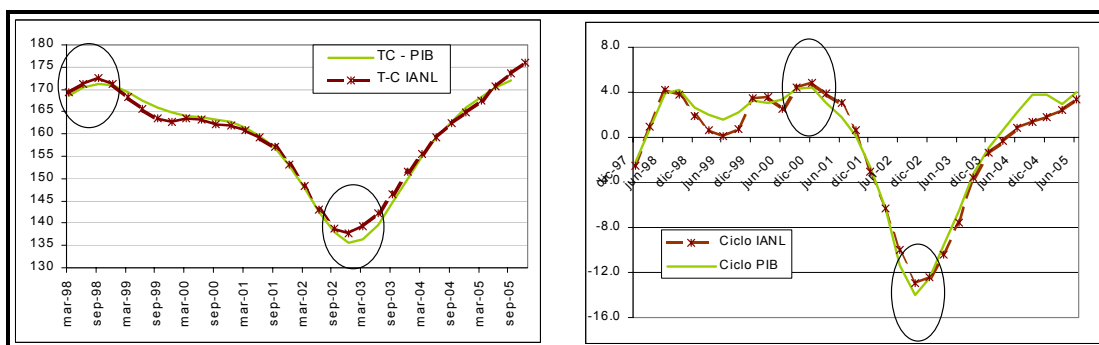
de largo plazo o 4% por debajo), las expectativas empresariales se comportan de forma más procíclica que cuando el ciclo se encuentra más cercano de su tendencia.

Cabe resaltar que influyen las expectativas empresariales formadas un trimestre atrás en función de la observación de la fase del ciclo en la que se encuentra la economía dos trimestres atrás. En ambos casos las expectativas empresariales son procíclicas, sólo que en el caso de que el componente cíclico (del trimestre anterior) se distancia de la trayectoria de largo plazo de la economía, éstas actúan de forma aun más procíclica.

VI.2.2. *Discusión de los puntos críticos*

Los puntos de giro del índice adelantado, deberían anticipar los cambios de fase del ciclo económico. Sin embargo, dado que este índice adelantado (al igual que su especificación lineal) fue calculado a partir de las variables rezagadas uno dos y tres periodos, se debe esperar que sincronice con el valor del IVF del PIB. En la figura VI.7 se presentan gráficamente los componentes de tendencia-ciclo y de ciclo del *ianl* y del IVF del PIB para el período I. Trim 1998-III. Trim. 2005.⁶⁹

Figura VI.7 Tendencia ciclo y componente cíclico del IANL y del PIB



Nota: El componente de tendencia ciclo está expresado como índice, base 1983=100. El componente cíclico se expresa como porcentaje de la tendencia. Los componentes de tendencia – ciclo de todas las variables fueron estimados con el programa Tramo –Seats (Gómez y Maravall, 1994).

Como se puede apreciar en la figura anterior, efectivamente, los puntos de giro del *IANL* coinciden con los del IVF del PIB para el período en análisis. El fechado de los puntos de giro, se presenta en el cuadro VI.8.

⁶⁹ Cabe recordar que este índice sólo pudo ser calculado desde esa fecha dada la poca extensión de la serie de expectativas de los empresarios industriales, sumada a que la misma incide con hasta dos rezagos.

Cuadro VI.8. Puntos de giro entre III.1997 y III.2005 del IANL y del PIB

Punto de giro	PIB	IANL
Máximos (mmm/aa)	Mar-01	Mar-01
Mínimos (mmm/aa)	Dic-02	Dic-02

De todos los índices propuestos, es este índice el que mejor ajusta a los puntos críticos, si bien los resultados deben ser interpretados con cautela, a la luz de las limitaciones que impone la corta historia de las series que componen los índices.

VI.2.3. *Señal firme de crecimiento del índice adelantado no-lineal*

Por último se compararon las tasas de crecimiento subyacente derivadas de la evolución de este índice no-lineal y el de la “real” evolución del PIB.

La tasa de crecimiento subyacente que surge del índice adelantado no-lineal responde a la siguiente expresión algebraica:

$$T_4^1(t) = \left(\frac{CTianl_{t+2}}{CTianl_{t-2}} - 1 \right) * 100$$

donde, $CT_{ianl,t}$ es el componente de tendencia ciclo del índice adelantado en el trimestre t .

En tanto la del PIB, surge del cálculo de la siguiente expresión:

$$T_4^1(t) = \left(\frac{CTpib_{t+2}}{CTpib_{t-2}} - 1 \right) * 100$$

Para centrar adecuadamente las series, se requirió de predicciones eficientes del índice para 2 trimestres adelante.

En el cuadro VI.9 se presentan las señales de crecimiento que se extraen del índice adelantado no-lineal para el año 2005, y se las confronta con las que surgen de la *real evolución* del IVF del PIB.⁷⁰

⁷⁰ Al igual que para los índices coincidentes, se realiza la comparación con la tasa de crecimiento subyacente que surge de los datos observados del PIB, por lo que no se consideran proyecciones de esta última variable. El debido centrado de la tasa de

Cuadro VI.9 Comparación de las tasas de crecimiento subyacente del índice adelantado no-lineal y el PIB ($T_4^1(t)$, porcentaje)

<i>t =</i>	<i>IANL</i>	<i>PIB</i>
<i>Diciembre-03</i>	13.9	13.1
<i>Marzo-04</i>	12.5	12.0
<i>Junio-04</i>	9.6	10.1
<i>Septiembre-04</i>	7.9	8.0
<i>Diciembre-04</i>	7.6	6.9
<i>Marzo-05</i>	7.5	7.3

Como se puede observar en el cuadro, las tasas subyacentes del índice adelantado tienen una trayectoria similar a las del PIB. El desvío estándar del error cometido por el IANL (en la tasa de crecimiento subyacente) es incluso inferior al que surge del índice lineal adelantado (5,4%).⁷¹

crecimiento, implicó, por tanto, que sólo se pudiera calcular la misma hasta el primer trimestre de 2005.

⁷¹ Como se recordará el del IAL, era, a su vez, inferior a los referidos a los índices coincidentes.

VII. Comentarios y contextualización de los resultados empíricos preliminares

Si bien en el próximo capítulo (Capítulo VIII) se realiza la evaluación de los índices en su desempeño predictivo con el objetivo de determinar cuál de ellos es el que ofrece mayor información sobre el estado de la economía, conviene previamente efectuar algunas anotaciones sobre los resultados hasta aquí obtenidos.

En este sentido, en el presente capítulo se comentan los resultados hallados contextualizando los mismos a partir del análisis comparativo respecto de anteriores estudios nacionales e internacionales.

En lo que respecta a los antecedentes nacionales, cabe señalar algunos puntos de coincidencia entre los resultados obtenidos en esta investigación con los hallados por Masoller (2002). Si bien la metodología utilizada en ambos estudios es sustancialmente distinta (como se recordará, Masoller utiliza para la construcción del índice líder ISAE, la metodología propuesta por Stock y Watson de modelos factoriales dinámicos), los resultados en cuanto a la composición de los índices coincidentes son semejantes.

En efecto, este autor, encuentra que los indicadores adelantados que finalmente integran el ISAE son: la recaudación real del IVA, el monto de las importaciones de bienes (excluido el petróleo y destilados), el índice de volumen físico de la industria manufacturera y las ventas de cemento a obras privadas. Por su parte, en el presente estudio, las series que componen el índice coincidente largo (ICL) son: el índice de volumen físico de las industrias exportadoras, el índice de volumen físico del sector de industrias de comercio intra-rama, el consumo privado de cemento, las importaciones de bienes de capital y las de bienes intermedios, y la facturación por UTE de energía eléctrica (mwh facturados). Cabe señalar que los períodos para los que fueron estimados ambos indicadores no son idénticos: el ISAE comienza en el primer trimestre de 1989, (y llega, en el trabajo publicado, hasta el segundo trimestre de 2001), mientras que el ICL propuesto aquí se inicia en el primer trimestre de 1993.

La simplicidad para el cálculo de los índices, ligada al reducido período que abarcan las series que los componen, así como la posibilidad de estimarlo con bastante más antelación que la información correspondiente al PIB trimestral, constituyen las principales ventajas de ambas propuestas, respecto de otras propuestas que requieren de mayor disponibilidad de datos (como por ejemplo, el índice mensual de actividad económica –IMAE– construido a instancias de CEPRE para el BCU).⁷² Estas características los hacen especialmente atractivos, particularmente, para los analistas privados que no cuentan con información de carácter “no público”.

Por otra parte, en lo que refiere a los antecedentes nacionales de estudios sobre indicadores de avance, cabe destacar que Fernández (1990) encontró que las importaciones de bienes intermedios (excluido el petróleo) y de las importaciones en general, configuraban indicadores adelantados del ciclo del IVF de la industria manufacturera. El índice adelantado que se propone en el presente trabajo, no

⁷² Seguramente, esta es la principal ventaja respecto de índices como el IMAE compuesto por un número considerable de variables económicas. Este último, no obstante, probablemente arroje un menor error que los otros dos índices más sintéticos.

incluye a las importaciones de bienes. Sin embargo, tanto las importaciones de bienes intermedios como las importaciones de bienes de capital, efectivamente forman el índice coincidente (el ICL). Como se señaló antes, las importaciones de bienes también integraban el índice sintético propuesto por Masoller (ISAE).

Por tanto, los resultados obtenidos en cuanto a los indicadores líderes coincidentes no aportan información adicional sustantiva sobre otras investigaciones similares realizadas con anterioridad (Masoller (2002), e incluso Fernández (1990)), salvo en dos aspectos.⁷³ El primero de ellos refiere a la constatación de que los indicadores que componen el índice líder coincidente largo y el IVF del PIB guardan una relación estable (de equilibrio) entre sí. Tal como señalan Hendry y Emerson (1994) ello permite superar una de las limitaciones más serias de estos índices, asegurando que el índice no sufra de constante revisión, práctica usual que cuestiona su estabilidad. En segundo lugar, la conformación del índice coincidente más corto, pone de manifiesto la utilidad del seguimiento de algunos indicadores adelantados poco utilizados, los indicadores del sector de comunicaciones. Esto tiene como inconveniente que muchas de estas series poseen muy corta extensión (utilización de conexiones ADSL, número de teléfonos móviles, facturación telefonía móvil, etc.); la que se incluye en el índice que se propone aquí es una de las largas (minutos de telefonía fija).

En lo que refiere a los índices adelantados cabe señalar que la inclusión de variables que brindan señales de la economía externa “relevante” para Uruguay (en particular, la actividad económica argentina), es coincidente con los hallazgos de varios de los estudios nacionales previos. Si bien dichas investigaciones no tenían como cometido la construcción de un índice líder, algunas de ellas (como por ejemplo la de Cuadrado y Queijo (2001), Lanzilotta y Llambí (2003)) analizan los determinantes de la actividad económica, y el aporte de la inclusión de las variables externas en la predicción del PIB en Uruguay. Otros estudios directamente indagan sobre las correlaciones y causalidades entre los componentes cíclicos de las variables de actividad de los vecinos países con el PIB de Uruguay (entre ellos cabe citar los de Bucacos (2001), Bértola y Lorenzo (2002), Kamil y Lorenzo (1998)). Todos estos estudios señalan la importancia de la evolución del nivel de actividad regional y particularmente de Argentina, sobre el PIB de Uruguay. En la mayoría de los casos, los resultados señalan que las variables que representan la actividad económica argentina anticipan la evolución del PIB de Uruguay en hasta 3 trimestres.

No sorprende, por tanto, que la inclusión del estimador mensual de actividad económica de Argentina –EMAE–, rezagado hasta en tres trimestres, mejore sustancialmente la estimación de los índices adelantados que se proponen en esta investigación, tanto en la versión lineal como en la no-lineal. De las tres variables económicas que componen estos índices, es ésta la variable que posee mayor incidencia. En este sentido, el resultado hallado no es novedoso respecto de investigaciones anteriores.

La incorporación del indicador de expectativas empresariales, en cambio, sí representa un aporte diferencial respecto de los antecedentes nacionales. Motivó su

⁷³ Un tercer aspecto, refiere a que estos índices coincidentes sirvieron como punto de comparación respecto de los índices adelantados, en la evaluación de desempeño predictivo que se presenta en el capítulo VIII.

inclusión en los índices adelantados el hecho de que, como se explicó antes, los empresarios pueden percibir con anterioridad a la reducción o aumento del nivel de producción que las cosas comienzan a ir no tan bien o muy bien. Esto es así ya que ellos perciben signos negativos o positivos a través de, por ejemplo, los pedidos de compras de bienes. A su vez, su propio optimismo o pesimismo puede influir en variables tales como el nivel de inversión a realizarse y en decisiones sobre *stocks* y producción futura y otras variables relevantes para determinar el nivel de producción del país.

Estas conjeturas fueron corroboradas en el análisis empírico. De acuerdo a los resultados obtenidos, ¿de qué forma actúan las expectativas empresariales sobre la actividad económica?

Como se recordará, se construyeron dos índices adelantados, uno a partir de un modelo lineal y otro no lineal. En el primero de ellos, sencillamente se encontró que las expectativas empresariales influyen sobre la actividad económica de hasta seis meses adelante. La estimación no-lineal, provee una interpretación algo más rica sobre cómo actúan las expectativas de los empresarios industriales sobre la actividad económica. La estimación de modelos recursivos (*switching-regime models*), arrojó que las expectativas de los empresarios industriales responden a un modelo autorregresivo, que ajusta asimétricamente dependiendo de la fase cíclica en la que se encuentra la economía un trimestre atrás. El umbral que diferencia los estados de la economía frente a los cuales las expectativas responden de distinta forma se define por el ciclo del PIB, y el rango estimado es: [-3,987%, +3,987%] respecto de la tendencia de largo plazo del PIB.

En suma, las estimaciones del índice no-lineal permiten concluir que cuando el ciclo económico (en $t-1$) se sitúa (aproximadamente) 4% por debajo (o por encima) de su tendencia de largo plazo, las expectativas empresariales (del momento t) influyen de distinta forma sobre los resultados de la actividad económica en el período $t+1$, que cuando el ciclo del PIB se sitúa más cercano a su trayectoria tendencial. Este comportamiento es consecuencia directa de que en los períodos de mayor fluctuación, las expectativas empresariales actúan en forma aún más procíclica que en los períodos de menor fluctuación, y su ponderación en el indicador adelantado se suaviza.

Más allá de la discusión sobre el efecto asimétrico o no de las expectativas sobre la actividad, cabe señalar que el uso de indicadores que recogen el parecer de los agentes económicos e intentan dar luz sobre su comportamiento es extendido a nivel internacional. Estos indicadores son usualmente utilizados en los índices líderes de algunos países que cuentan con una base estadística más desarrolladas y disponen de un buen número de indicadores de tipo "*forward looking*". Índices de expectativas de empresarios de diversos sectores de actividad, índices de confianza de los consumidores, expectativas de inversión, etc. Este es el caso, por ejemplo, de los índices líderes de Reino Unido y EE.UU.⁷⁴

En tanto, el precio del petróleo también constituye un tipo de indicador *forward looking* y su inclusión en los índices que adelantan es habitual en los antecedentes internacionales analizados. En el caso de Uruguay, la influencia en la actividad

⁷⁴ El índice líder de Reino Unido, inclusive, contiene un indicador de optimismo industrial, publicado por la encuesta de la Confederación Británica de Industrias (CBI).

económica doméstica es contracíclica. Este indicador aporta información relevante, y adicional a la de los otros dos indicadores que conforman los índices adelantados: el EMAE y las expectativas empresariales. No obstante, cabe señalar que su incidencia es bastante menos significativa que la de estos dos últimos.

VIII. Evaluación de desempeño de los índices líderes

La selección del índice líder más apropiado desde el punto de vista empírico se determina a partir de la evaluación predictiva de los distintos indicadores construidos. Las evaluaciones realizadas abarcan tanto criterios *ex –post* como (*pseudo*) *ex - ante*. En este capítulo se presentan los resultados obtenidos en la evaluación del desempeño predictivo de los indicadores, se analiza la utilidad de éstos en el análisis de coyuntura económica y se discute la información que ofrecen los diferentes estadísticos utilizados en la evaluación.

VIII.1. Evaluación y errores de predicción

La evaluación del desempeño predictivo es un aspecto fundamental para determinar el ajuste del modelo o método utilizado para representar un proceso económico relevante, aportando valiosa información sobre la adecuación de los modelos a los datos, así como sobre problemas que no han sido detectados en la fase de especificación de los modelos. La evaluación de las predicciones constituye, por ende, un insumo del proceso de modelización y tiene especial importancia para quienes hacen uso de las predicciones.

La evaluación del desempeño predictivo se basa en el cálculo de estadísticos descriptivos sobre los errores de predicción. Debido a que no es posible definir una medida estándar absoluta de predictibilidad de los datos, se suelen emplear diferentes estadísticos "comparativos", que permitan:

- i) determinar si las predicciones satisfacen ciertas propiedades "óptimas" (en general, insesgamiento y eficiencia);
- ii) sintetizar y concentrar la atención en un determinado conjunto de información;
- iii) comparar el desempeño de diferentes procedimientos o métodos;
- iv) analizar las ganancias de la combinación de predicciones.

Para el análisis de las predicciones, generalmente, se reservan un conjunto de observaciones (al final de la muestra) que no hayan sido utilizadas en la etapa de especificación y estimación del modelo a los efectos de evaluar predicciones propiamente dichas.

VIII.1.1. Procedimiento de evaluación de predicciones

La evaluación del desempeño de los modelos se realiza considerando errores de predicción a distintos horizontes temporales, lo cual se justifica por varias razones. Una de ellas es que la predicción a medio plazo tiene tanta o más importancia que la predicción a corto plazo.

En la medida en que se otorgue un peso preponderante a la especificación del componente tendencial de las series, es relevante tener medidas de ajuste de las predicciones a largo plazo, cuando estos errores de especificación en la tendencia se manifiesten de manera más contundente.

Los errores de predicción de una variable Y_t , expresada en logaritmos (y_t) en un horizonte h , e_{t+h} , se calculan como:

$$e_{t+h} = y_{t+h} - \hat{y}_{t+h}$$

donde $\hat{y}_{t+h}$ es la predicción de y_t correspondiente al horizonte h realizada con información hasta t , mientras que y_{t+h} es el logaritmo del valor observado para dicha variable en el momento $t+h$.

La incertidumbre en la evolución de la variable en cuestión durante el periodo de estimación, $t = 1, \dots, T$, se caracteriza mediante la desviación estándar de los errores de predicción con un periodo de antelación, $\hat{\sigma}$.

Este estadístico se calcula como:

VIII.1.2. Medidas estadísticas para la evaluación de los modelos

Los estadísticos de uso más extendido en la evaluación del desempeño predictivo de un determinado modelo son el Error Medio de las predicciones (EM), el Error Absoluto Medio (EAM), la Raíz cuadrada del Error Cuadrático Medio (RECM), la Relación entre EAM y RECM, y el Rango de los Errores Absolutos (Max AE - Min AE).

Estas medidas de precisión de las predicciones se definen como sigue.

- (1) Error medio (EM) de las predicciones con h periodos de antelación y con información hasta T :

$$EM(h) = \frac{1}{\tau} \sum_{i=1}^{\tau} e_{T+h+i},$$

donde τ , representa la cantidad de períodos a ser evaluados.

- (2) Error absoluto medio (EAM) con h periodos de antelación y con información hasta T :

$$EAM(h) = \frac{1}{\tau} \sum_{i=1}^{\tau} |e_{T+h+i}|,$$

donde τ , representa la cantidad de períodos a ser evaluados.

- (3) Raíz del Error Cuadrático Medio (RECM) con h periodos de antelación y con información hasta T :

$$RECM(h) = \sqrt{\frac{1}{\tau} \sum_{i=1}^{\tau} [e_{T+h+i}]^2}$$

donde τ , representa la cantidad de periodos a ser evaluados.

- (4) Relación ente EAM y RECM con h periodos de antelación y con información hasta T :

$$EAM-RECM(h) = \frac{\frac{1}{\tau} \sum_{i=1}^{\tau} |e_{T+h+i}|}{\sqrt{\frac{1}{\tau} \sum_{i=1}^{\tau} [e_{T+h+i}]^2}}$$

- (5) Rango de los errores absolutos (MaxAE - MinAE) con h periodos de antelación y con información hasta T :

$$\text{Rango EA}(h) = \text{Máx} |e_{T+h+i}| - \text{Mín} |e_{T+h+i}|$$

El error cuadrático medio de las predicciones (ECM(h)) y su raíz cuadrada (RECM(h)) son las medidas de precisión más frecuentemente utilizadas para efectuar comparaciones entre modelos o procedimientos de predicción alternativos.

Estos estadísticos miden el grado en el cual la variable en cuestión se desvía de la verdadera variación. El procedimiento convencional para testear la habilidad de una variable en pronosticar implica determinar en que medida esta variable, cuando se la adiciona al modelo, reduce el RECM(h).

VIII.1.3. El Criterio de Cecchetti, Chu y Steindel (RECM- h)

En su trabajo "*The unreliability of inflation indicators*" (publicado en abril de 2000) Cecchetti *et al.* proponen y utilizan una variedad del estadístico RECM para evaluar la precisión de las predicciones. Plantean el estadístico que denominan RECM- h , que implica considerar los errores de predicción cometidos a diversos intervalos de tiempo (1, 2, 4 pasos adelante) en forma conjunta. Este procedimiento difiere de la práctica estándar de tomar promedio a través de todo el período proyectado de los errores de predicción para periodos fijos de tiempo.

El estadístico RECM- h se calcula de la siguiente forma:

$$\text{RECM-}h = \sqrt{\frac{1}{\tau} \sum_{i=1}^{\tau} [e_{T+h+i}]^2} \quad \text{con } h=1 \text{ a } t$$

En concreto, estos autores, utilizan esta variante del RECM(h) para medir la precisión de las predicciones de la inflación. Afirman que guiarse por los resultados que arroja el estadístico RECM(h) que habitualmente se utiliza para medir la *performance* de las predicciones puede conducir a decisiones equivocadas en ciertos contextos. En efecto, estos autores afirman que la precisión y la credibilidad de las predicciones, puede incluso ir en “contra” de su propia precisión siempre que los agentes que toman decisiones y que creen en su precisión realicen las medidas correctivas inducidas por dichas predicciones a debido tiempo. Para subsanar esta limitación, proponen el cálculo del RECM (hasta h -pasos adelante), evaluados con información a diversos (sucesivos) períodos de tiempo solapados.

En suma, utilizan esta variante del RECM(h), la cual les permite evaluar con mayor precisión la *performance* de las predicciones para la inflación, tomando en consideración medidas correctivas que los agentes tomadores de decisiones, pudieran realizar a la luz de los pronósticos más creíbles sobre la evolución de la variable. En cierta medida, a través de este estadístico se intenta minimizar las implicaciones asociadas a la conocida Crítica de Lucas.⁷⁵

Su principal ventaja es que es más cercano a la práctica de la evaluación predictiva para los *policy makers*, donde el mismo modelo es usado para predecir a diferentes horizontes y el interés es la evaluación periódica del modelo. Esto se hace ya que se desea mantener la pista del desempeño predictivo a través de la estimación y proyección recursiva de muestras, en lugar de comparar el ajuste promedio de las predicciones. Otro beneficio importante es que la medida de evaluación propuesta es más robusta a los cambios estructurales a través del tiempo, lo cual sucede frecuentemente.

Se argumenta, además que la evaluación realizada basándose en el promedio estándar de la raíz de los errores al cuadrado en un horizonte fijo (RECM(h)) a través de un período largo de tiempo puede ser engañosa, debido a que puede ocultar muchas de las características interesantes de los indicadores. En efecto, algunos indicadores pueden superar en promedio el desempeño de los modelos autorregresivos pero comportarse pobremente en algunos períodos. Esto tiene serias consecuencias cuando las predicciones son utilizadas en política económica. El hecho de que los indicadores puedan cambiar período tras período, depende de

⁷⁵ Como es sabido, Lucas afirma que los agentes económicos toman sus decisiones en función de expectativas racionales. Por lo tanto, toman en cuenta no sólo el pasado de las variables económicas (expectativas adaptativas) sino también información, factores cualitativos y consideraciones de política no contenidos en la historia de las variables económicas. De acuerdo a esta concepción, bajo la hipótesis de expectativas racionales, los parámetros estimados a partir de un modelo econométrico no se mantendrían estables. La ocurrencia de cambios de política llevaría a los agentes a modificar sus comportamientos, a fin de adecuarse a la nueva realidad. Véase, Lucas, R. (1976) “Econometric Policy Evaluation: A Critique”, *Studies in Business Cycle Theory*. Precisamente, el importante y revolucionario aporte que dio Lucas con su teoría de las expectativas racionales al análisis económico durante la década de los 70, le valió el Premio Nóbel de Economía concedido en 1995.

la probabilidad de *shocks* económicos en el período de proyección, lo cual no emerge utilizando la opción de una función de pérdida que utiliza promedios.

VIII.2. Evaluación de los índices propuestos

En esta sección se analiza el desempeño predictivo entre los cuatro índices propuestos, utilizando para ello los estadísticos planteados en la sección VIII.1. En primer lugar, se analiza su precisión en la predicción del PIB *ex post*, a partir de los datos observados del PIB y de los índices elaborados. Seguidamente, se analiza la precisión predictiva en un contexto (*pseudo*) *ex ante*. Se compara la precisión predictiva de los índices uno y dos pasos adelante con la de un *benchmark* dado por las proyecciones de un modelo univariante de tipo *SARIMA* para el PIB. Por último, se sintetizan los resultados hallados.

VIII.2.1. Evaluación de los índices respecto de la evolución observada del PIB

En primer término, se realizó una evaluación del ajuste del índice (a partir de datos observados) con la *real* evolución del PIB.⁷⁶ En el cuadro VIII.1 se presentan los valores de los estadísticos calculados para realizar el análisis comparativo. El período de referencia va desde el primer trimestre de 1998, hasta el tercero de 2005.

En la evaluación *ex-post* los valores desconocidos del indicador líder son remplazados por el verdadero valor. Este esquema sesga el análisis a favor del modelo con indicadores respecto de los modelos autorregresivos. Esta opción es adoptada para evaluar la información que contiene el indicador, que puede aparecer oculta por una pobre predictibilidad.

De acuerdo a los resultados obtenidos, el índice que muestra mayor precisión una vez que se cuenta con los datos reales es el índice coincidente de más corta duración. Prácticamente todos los estadísticos calculados son coincidentes en este resultado.

⁷⁶ Los datos del IVF del PIB se toman como “verdaderos” a pesar de que, en rigor, estos datos trimestrales permanecen en condición de “información preliminar” durante 3 años, aproximadamente.

Cuadro VIII.1 Evaluación *ex post* del error “predictivo” de los índices líderes respecto de la real evolución del IVF del PIB

Índice Líder	Índice Coincidente Largo	Índice Coincidente Largo	Índice Coincidente Corto	Índice Adelantado Lineal	Índice Adelantado No Lineal	Índice elegido según el estadístico
Período evaluado	I.1993-III.2005	I.1998-III.2005	I.1998-III.2005	I.1998- III.2005	I.1998-III.2005	I.1998-III.2006
Estadísticos						
Error Cuadrático Medio (ECM)	3.12	3.69	1.76	3.05	2.76	ICC
Raíz del Error Cuadrático Medio (RECM)	1.77	1.92	1.33	1.75	1.66	ICC
Error Absoluto Medio (EAM)	1.42	1.56	0.96	1.54	1.48	ICC
Máx Error Absoluto (MxEA)	4.04	4.04	3.05	3.27	3.16	ICC
Desvío estándar (DS)	1.78	1.95	1.35	1.77	1.71	ICC
Errores estacionales						
Raíz del Error Cuadrático Medio RECM del:						
Primer trimestre	2.1	2.6	1.7	1.2	1.6	
Segundo trimestre	1.7	1.4	0.9	2.1	2.1	
Tercer trimestre	1.3	1.2	1.4	1.9	1.5	
Cuarto trimestre	1.8	2.2	1.2	1.5	1.3	

No obstante, la evaluación de la precisión predictiva en un contexto (*pseudo*) *ex ante* donde los valores desconocidos de los índices líderes son remplazados por las proyecciones de los modelos autorregresivos arroja resultados muy diferentes, tal como se desarrolla en la próxima sección.

VIII.2.2. Evaluación predictiva de los índices

Para extraer señales precisas a partir de los índices, la evaluación de desempeño relevante es la que toma en cuenta el comportamiento predictivo de los índices *ex ante* (o al menos en un contexto *pseudo ex –ante*). Como se dijo antes, la señal firme de crecimiento es aquella que se obtiene del cálculo debidamente centrado de la tasa interanual de crecimiento del componente de tendencia-ciclo del indicador que se trate; para su cálculo es preciso contar con predicciones eficientes de los indicadores en cuestión.

Por lo tanto, para determinar en qué medida los mismos tienen utilidad para proveer señales adecuadas del estado de la economía, se realizaron predicciones de cada uno de los índices y del modelo *SARIMA* para el IVF trimestral del PIB. Este último es usado para producir predicciones un paso a *h* pasos adelante, y compararlas con las proyecciones derivadas de los índices líderes.

Se realizaron predicciones uno y dos pasos adelante, para el período I trimestre de 2004 y III trimestre de 2005. A partir de estas predicciones se calcularon los estadísticos de desempeño a horizontes fijos, los que se presentan en el Cuadro VIII.2.

Cuadro VIII.2 Evaluación predictiva de los índices líderes

Índice Líder	Modelo autorregresivo del IVF PIB a/	Índice Coincidente Largo (ICL)	Índice Coincidente Corto (ICC)	Índice Adelantado Lineal (IAL)	Índice Adelantado No Lineal (IANL)	Índice elegido según el estadístico
Predicciones a 1 paso (I-2004/III-2005)						
Error Cuadrático Medio (ECM)	14.71	5.61	9.90	1.74	2.13	IAL
Raíz del Error Cuadrático Medio (RECM)	3.84	2.37	3.15	1.32	1.46	IAL
Error Absoluto Medio (EAM)	2.56	1.80	2.40	1.13	1.09	IANL
Máx Error Absoluto (MxEA)	6.50	3.46	5.92	1.90	2.34	IAL
Desvío estándar (DS)	3.52	2.37	3.02	1.36	1.44	IAL
Predicciones a 2 pasos (II-2004/III-2005)						
Error Cuadrático Medio (ECM)	26.70	20.99	18.91	4.70	4.59	IANL
Raíz del Error Cuadrático Medio (RECM)	5.17	4.58	4.35	2.17	2.14	IANL
Error Absoluto Medio (EAM)	4.37	3.44	3.77	1.76	1.61	IANL
Máx Error Absoluto (MxEA)	7.86	9.74	8.05	3.95	4.09	IAL
Desvío estándar (DS)	3.72	5.00	4.31	2.09	2.03	IANL

a/ Modelo SARIMA (1,1,1)(1,0,0) con dummies estacionales, incluye efecto pascua, y análisis de intervención en las siguientes fechas: III trim. 1982 (escalón), III trim 1995 (impulso aditivo), III trim. 2002, II trim. 2003 y IV trim. 2003 (escalones)

Tal como surge del cuadro precedente, el desempeño predictivo de ambos índices adelantados supera con amplitud el de los índices coincidentes, y el del modelo autorregresivo utilizado para la comparación.

¿Cuál es la razón de que los resultados de la evaluación ex ante, sean tan diferentes a los de la evaluación efectuada sobre la base de los datos observados?

Las diferencias surgen en la menor imprecisión de los valores proyectados de los índices en cuestión. Para proyectar los valores de los índices se utilizaron modelos autorregresivos puros.⁷⁷ Se optó por esta alternativa frente a la de predecir cada uno de los componentes de los índices separadamente, ya que de esta forma los errores de predicción cometidos eran superiores.

El error cometido a partir de la predicción de los índices, no obstante, es inferior en todos los casos al error predictivo del modelo autorregresivo del PIB (respecto del verdadero valor del PIB)

No obstante, que los índices adelantados tengan un mejor desempeño en un contexto *pseudo ex-ante* no debería sorprender. Precisamente, situándose en el momento t , y evaluando los errores 1 paso adelante, mientras que es preciso realizar proyecciones de los índices coincidentes, los índices adelantados se construyen con los valores ya observados en $t-3$, $t-2$ y $t-1$. Análogamente, cuando se evalúan los errores de predicción a un paso, mientras que es necesario proyectar dos períodos adelante a los indicadores coincidentes, en el adelantado sólo es necesario predecir 1 paso adelante. Precisamente en ello reside la principal ventaja de los indicadores *forward looking*.

⁷⁷ En el Anexo IV se presentan las estimaciones completas.

Los resultados de los estadísticos usuales (ECM, RECM, EAM, etc) parecen contundentes en cuanto a la mayor precisión predictiva de los índices adelantados respecto de los coincidentes y del modelo *SARIMA* del PIB (véase cuadro VIII.2). No obstante, como ya se ha señalado, el cálculo del RECM para un período fijo adelante, puede ser engañoso. En orden de superar las limitaciones ya señaladas de este estadístico, se calculó la variante del mismo propuesta por Cechetti *et al.* (2000) es decir se calculó el RECM-*h*.

Este último estadístico provee un ranking entre los modelos predictivos en competencia. La función de pérdida es construida como el promedio de la raíz cuadrada de los errores predictivos al cuadrado, un paso y dos pasos adelante.⁷⁸ Los resultados se pueden apreciar en el cuadro VIII.3.

Cuadro VIII.3 Evaluación predictiva de los índices líderes en períodos móviles y según el estadístico RECM-*h*

Índice Líder	Modelo autorregresivo del IVF PIB a/	Índice Coincidente Largo (ICL)	Índice Coincidente Corto (ICC)	Índice Adelantado Lineal (IAL)	Índice Adelantado No Lineal (IANL)	Índice elegido según el estadístico
Raíz del Error Cuadrático Medio (RECM(1))						
<i>Predicciones a 1 paso para el período:</i>						
I.trim 2004-IV.trim 2004	4.58	2.79	3.38	1.12	1.02	IANL
II.trim 2004-I.trim 2005	4.67	2.21	3.13	1.00	0.99	IANL
III.trim 2004-II.trim 2005	3.48	1.76	3.22	1.14	1.24	IAL
IV.trim 2004-III.trim 2005	3.42	0.86	3.49	1.40	1.51	ICL
Raíz del Error Cuadrático Medio (RECM(2))						
<i>Predicciones a 2 pasos para el período:</i>						
II.trim 2004-I.trim 2005	6.29	5.40	5.08	2.12	2.58	IAL
III.trim 2004-II.trim 2005	4.96	2.38	5.14	1.03	1.65	IAL
IV.trim 2004-III.trim 2005	4.02	2.48	4.74	1.66	1.59	IANL
RECM-<i>h</i> (h=1,2)	4.50	3.56	3.75	1.76	1.81	IAL

a/ Modelo SARIMA (1,1,1)(1,0,0) con dummies estacionales, incluye efecto pascua, y análisis de intervención en las siguientes fechas: III trim.1982 (escalón), III.trim 1995 (impulso aditivo), III trim.2002, II.trim.2003 y IV.trim.2003 (escalones)

Nuevamente, la evaluación arroja mejores resultados para los índices adelantados, salvo en la predicción a un paso del último año móvil finalizado en tercer trimestre de 2005. En este caso, el mejor resultado surge del índice coincidente largo.

De acuerdo al RECM-*h* el mejor desempeño evaluado a 1 y 2 períodos lo posee el indicador adelantado lineal, si bien la diferencia no es sustancial respecto del no-lineal. No obstante, sí es posible apreciar una clara diferencia respecto de los índices coincidentes (el ICL parece desempeñarse mejor que el ICC) y mayor incluso respecto del modelo predictivo autorregresivo utilizado como *benchmark*.

No obstante, como se dijo, la diferencia entre la performance del IAL y el IANL, no es sustantiva.

⁷⁸ Dada la corta historia de los índices no fue posible realizar esta estimación en un horizonte mayor, es decir 3 y 4 pasos adelante.

Cabe preguntarse, por tanto, ¿en qué fase del ciclo de la economía se desempeña mejor cada índice? En otras palabras, ¿en qué circunstancia de la economía, el índice adelantado no-lineal provee relativamente mejor información que el lineal?

Si bien de la observación del cuadro precedente es posible concluir que el índice adelantado no-lineal tiene un mejor desempeño en los primeros años móviles estimados (para un paso adelante), para dirimir al respecto, vale la pena reparar en los resultados que se presentan en el Cuadro VIII.4.

Cuadro VIII.4 Comparación de desempeño entre los índices adelantados para períodos seleccionados

	Índices adelantados	
	Lineal	No lineal
2001-2003		
<i>RECM</i>	2.10	1.76
<i>Desvest(e_{iat})</i>	1.49	1.36
2004-2005		
<i>RECM</i>	0.82	0.91
<i>Desvest(e_{ia})</i>	0.83	0.87

Nota: desvest= desvío estándar de los errores porcentuales,
RECM: raíz del error cuadrático medio 1 período adelante.

En este cuadro se evalúa separadamente el desempeño de ambos índices en dos momentos bien diferenciados por los que atravesó la economía uruguaya: entre 2001 y 2003, y de 2004 en adelante. Recuérdese que en el tercer y cuarto trimestre del 2002 el ciclo de actividad alcanza un mínimo, para empezar a crecer claramente a partir de 2003. A comienzos de 2004, si bien el componente cíclico del PIB continúa situándose por debajo de su trayectoria tendencial de largo plazo, se encuentra ya muy cercano a ella. Desde el segundo trimestre de 2004, la fase cíclica del PIB se sitúa por sobre la tendencia de largo plazo.

De acuerdo a lo que se desprende de este último cuadro, el contenido informativo del índice no-lineal parece ser relativamente más relevante en los períodos críticos de la economía, en donde es apreciable el menor error cometido en la predicción a un paso y en la reducción de la varianza.

Por el contrario, los estadísticos correspondientes al índice lineal son sensiblemente mejores en períodos de mayor estabilidad. En estos períodos la actividad económica queda mejor representada mediante especificaciones lineales.

Incluso, cabe recordar, que en el año móvil que va de diciembre 2004 a setiembre 2005, es el ICL el índice que presenta mejor desempeño en las predicciones un paso adelante.

VIII.3. En suma

Mientras que los índices adelantados tienen mejor desempeño predictivo (precisamente por haber sido contruidos para anticipar la trayectoria del PIB), la

evaluación *ex-post* (es decir sobre la base de los valores observados de los índices), devuelve un mejor ajuste para los índices coincidentes. En particular, para el índice coincidente construido en base a datos correspondientes a una muestra más corta y de datos más recientes.

Ese mejor desempeño *ex post*, se revierte completamente en el análisis *ex ante*, o más precisamente, *pseudo ex ante*. Es decir, cuando se utilizan datos proyectados de los índices. Posiblemente, esta alteración se relaciona con la composición de los índices. Cabe recordar que los índices coincidentes están compuestos por un número mayor de variables que los índices adelantados. El índice coincidente que abarca un período de tiempo más extenso se compone de seis variables, y el índice construido con una muestra más reducida, por ocho. En tanto, los índices adelantados se encuentran conformados únicamente por tres variables. La combinación de una mayor cantidad de variables puede implicar que a la hora de proyectar los errores se amplifiquen, sobretodo si las innovaciones de los componentes de los índices están fuertemente correlacionadas de forma positiva.

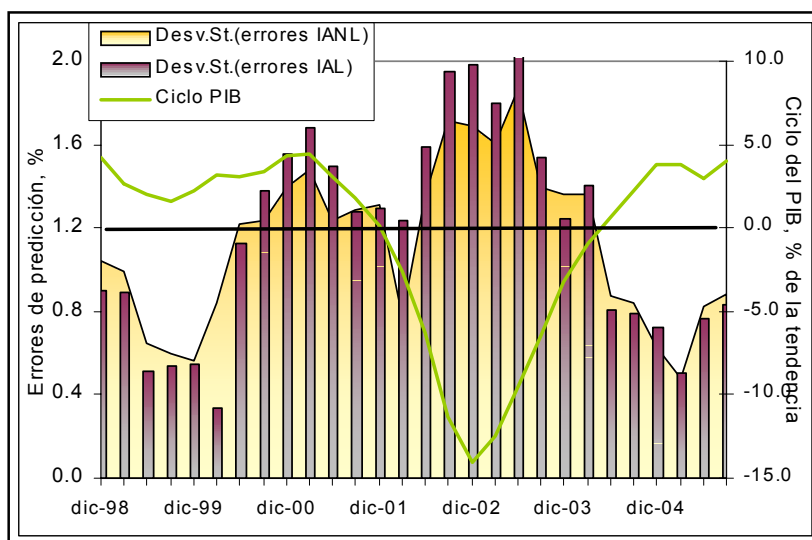
El mejor desempeño predictivo se expresa, a su vez, en que las señales firmes de crecimiento que se desprenden de los índices adelantados sean más ajustadas a las que surgen de la *real* evolución del PIB, que las que se extraen de los índices coincidentes. Ello fue ya señalado en los capítulos anteriores, capítulos V y VI (véase particularmente los cuadros V.5, V.8 y VI.9).

El mejor desempeño predictivo, por ende, inclina la elección de un índice sintético hacia los índices adelantados. No obstante, los resultados no permiten dirimir y realizar una clara opción entre uno u otro de los índices adelantados. Sobre ello, cabe efectuar una serie de consideraciones.

Por un lado, el índice no-lineal es más preciso en predicción en los períodos críticos de la economía, en donde es significativo el error cometido en la predicción un paso adelante y en la reducción de la varianza. Ello surge claramente de la observación del gráfico VIII.1, y del cuadro VIII.4, presentado con anterioridad. En el gráfico se representa la trayectoria cíclica de la economía entre 1998 y 2005, y el desvío estándar de los errores de predicción de uno y otro índice adelantado.⁷⁹

⁷⁹ Se calculó el desvío estándar de los errores (en términos porcentuales) cometidos en años móviles, comenzando en el primer trimestre de 1998 y hasta el tercero de 2005. Por ejemplo, la primera observación representada en el gráfico (señalizada como diciembre 1998), refiere al año móvil marzo-diciembre 1998).

Gráfico VIII.1 Ciclo del PIB y errores de predicción del IAL e IANL, 1998-2005



Por su parte, el desempeño predictivo del índice lineal es sensiblemente superior en períodos de mayor estabilidad. El índice no-lineal no aporta información relevante para la estimación y predicción cuando la actividad económica atraviesa por períodos más estables. En estos períodos la actividad económica queda mejor representada a través de especificaciones lineales. En palabras más sencillas cuando las fluctuaciones económicas son menos pronunciadas y la evolución de la economía se aproxima a su trayectoria tendencial semejante al de una línea recta.

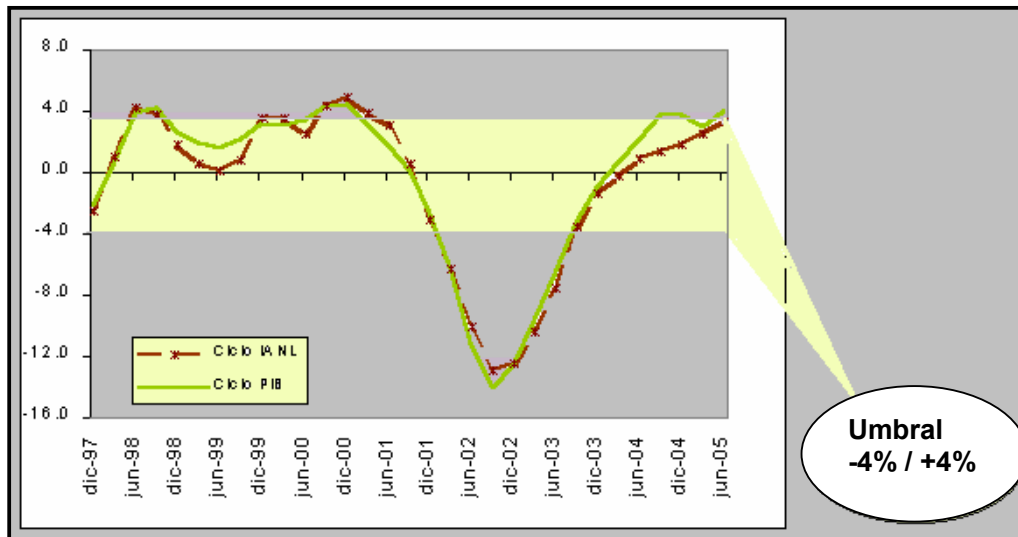
Por el contrario, el índice adelantado no-lineal arroja luz en los puntos de inflexión de las fluctuaciones económicas, ya que permite anticiparlos con mayor precisión. ¿Cuál es la razón de ello? Seguramente, se vincule a la conformación de dicho índice, por lo que conviene resumir brevemente como se configuró el mismo.

El componente no-lineal del índice adelantado está dado por el comportamiento asimétrico de las expectativas de los empresarios industriales. Dicha representación no-lineal es la que mejor describe el comportamiento de las expectativas empresariales, y se vincula a la fase por la que atraviesa la economía en el trimestre precedente. Cuando el componente cíclico del PIB se aleja de la trayectoria de equilibrio de largo plazo, tanto si se aparta por encima como por debajo, ese indicador *forward looking* actúa de forma más procíclica. Es decir, el indicador presenta picos y valles más apuntados y profundos que el propio PIB. El umbral estimado que diferencia los dos estados de la economía en los que la variable de expectativas reacciona de forma desigual se define como: $abs(cypib_t) > 4\%$.⁸⁰

En el gráfico VIII.2, en el que se representa el ciclo del PIB y del IANL, se pueden observar los períodos en los que la variable de expectativas empresariales tiene menor o mayor influencia sobre la propia actividad económica, debido a su comportamiento más o menos procíclico.

⁸⁰ Respecto del valor de la tendencia de largo plazo del PIB.

Gráfico VIII.2 Ciclo del PIB e IANL, 1998-2005
(en porcentaje de la tendencia)



Nota: Componentes cíclicos expresados en porcentaje de la tendencia.

Se puede concluir, por tanto, que el mayor aporte informativo del IANL tiene lugar en los períodos más críticos, los puntos de giro del ciclo económico, tanto de expansión como de recesión económica. Es decir, cuando el ciclo de la economía se encuentra más cercano a los puntos mínimos de los valles y los máximos de los picos (más cercano a los puntos de giro) la especificación no-lineal del índice adelantado posee mejor precisión predictiva.

En tanto la capacidad de los índices de anticipar los cambios de fase de la actividad económica es una de las condiciones que se requieren de un índice líder, la alternativa no-lineal parece presentarse como la más adecuada. Adicionalmente, a su mejor comportamiento predictivo en los períodos más críticos, cabe resaltar su aporte en términos explicativos, de comprensión acerca de cómo se conforman las expectativas de los empresarios industriales, y de la forma en que el comportamiento y expectativas de estos agentes influyen sobre la evolución de la economía.

IX. Reflexiones finales

Las técnicas de análisis cíclico y la definición de índices adelantados del ciclo han jugado históricamente un rol importante en sintetizar el estado de la actividad macroeconómica, si bien han sido objeto de duras críticas tanto por la “ausencia de teoría económica”,⁸¹ por las dificultades que presenta el propio concepto de indicador líder o de ciclo de referencia, así como por las técnicas estadístico-econométricas utilizadas.

El enfoque de indicadores líderes ha tenido una sensible evolución desde los trabajos pioneros de Burns y Mitchell (1946) hasta la actualidad. El desarrollo de la econometría ha contribuido significativamente en ello. No obstante, no parece concluirse en forma definitiva sobre si los modelos más complejos son superiores a los más sencillos a la hora de pronosticar la evolución de la actividad económica en el corto plazo.

El propósito de esta investigación fue discutir el aporte de la utilización de los índices líderes en el análisis de la coyuntura en Uruguay, y en el diagnóstico y la predicción macro, sobre la base de la construcción de índices líderes de la actividad económica.

Con ese objetivo, y como es usual en estudios similares, se siguió una metodología que tendió a conciliar el empiricismo propio de los sistemas de indicadores líderes con la utilización de métodos econométricos más cercanos a la teoría económica, como lo es el esquema metodológico de la cointegración.

El aporte en predicción de estos índices líderes fue evaluado en varios períodos solapados de tiempo, valiéndose del estadístico RMSE-*h*, especialmente relevante en la práctica de la evaluación predictiva para los *policy makers*, así como en su capacidad para predecir con precisión los puntos de giro del ciclo económico.

En esta sección se expone una síntesis de los principales hallazgos de esta investigación, subrayando algunos aspectos interesantes que se derivan de éstos.

IX.1. *Recapitulando: los resultados*

Los resultados a los que arriba esta investigación en cuanto a la conformación de los indicadores líderes coincidentes representan un aporte adicional sobre los antecedentes nacionales en el tema, en sólo dos aspectos. El primero de ellos (y quizás el más importante) refiere a la constatación de que los indicadores que componen el índice y el IVF del PIB guardan una relación de equilibrio en el largo plazo lo cual asegura su estabilidad y lo resguarda de uno de los principales problemas que aquejan a los índices líderes: su constante revisión. El segundo, refiere al hecho de poner de manifiesto la utilidad del seguimiento de los indicadores adelantados vinculados al sector de comunicaciones, poco utilizados pero de mucha importancia en la actividad económica global. Adicionalmente, los

⁸¹ Koopmans, 1947.

índices coincidentes fueron utilizados para la comparación respecto de los índices adelantados.

Estos índices adelantados, conformados sólo por tres indicadores, presentan un mejor desempeño predictivo que los coincidentes, integrados por un mayor número de series, si bien todos ellos poseen mayor precisión que los modelos autorregresivos puros para la predicción del PIB. El índice adelantado lineal es el que posee mejor desempeño predictivo en períodos de estabilidad, mientras que en aquellos de mayor fluctuación cíclica es el índice no-lineal el que aporta información más relevante. Todos estos resultados fueron largamente comentados en el Capítulo VIII.

¿En qué se sustenta el mejor desempeño de los índices adelantados? Cabe repasar algunos aspectos relevantes de su conformación: la incidencia de las variables externas en la economía y el rol de las expectativas empresariales.

IX.1.1. La incidencia de las variables externas

La inclusión de variables que brindan señales de la economía externa “relevante” para Uruguay, representó un aporte significativo de información para la anticipación de la evolución futura de la actividad económica interna.

Este hallazgo es coincidente con resultados provenientes de anteriores estudios que señalan la importancia de la evolución del nivel de actividad regional y particularmente de Argentina, sobre el PIB de Uruguay. En la mayoría de los casos, los resultados marcan que las variables que representan la actividad económica argentina anticipan en algunos trimestres la evolución del PIB de Uruguay.

De las tres variables económicas que componen los índices adelantados, es ésta la variable que posee mayor incidencia. Su incidencia se expresa hasta con tres trimestres de antelación.

IX.1.2. Los indicadores forward looking: el papel de las expectativas

La incorporación del indicador de expectativas empresariales representa una contribución diferencial respecto de los antecedentes nacionales. Su inclusión en los índices adelantados se justifica en que los empresarios pueden percibir signos negativos o positivos sobre la evolución de la actividad en forma anticipada, a través de, por ejemplo, los pedidos de compras de bienes. A su vez, su propia visión optimista o pesimista acerca de la economía puede influir en la inversión a realizar y en decisiones sobre *stocks* y producción, todas ellas variables relevantes para determinar el nivel de producción futura del país. “autocumpliendo”, en cierta forma, sus propias profecías

El análisis empírico corroboró estas conjeturas. El uso de indicadores que recogen el parecer de los agentes económicos e intentan dar luz sobre su comportamiento es extendido internacionalmente, particularmente en países que cuentan con una base estadística más desarrollada y disponen de un buen número de indicadores de tipo “*forward looking*”. Tal es el caso, por ejemplo, de los índices líderes de Reino Unido y EE.UU.

¿De qué forma actúan las expectativas empresariales sobre la actividad económica? De acuerdo al modelo lineal estimado, se encontró que las expectativas empresariales influyen sobre la actividad económica con hasta seis meses de adelanto. En tanto, el modelo no-lineal, provee una interpretación algo más rica sobre cómo actúan las expectativas de los empresarios industriales sobre la actividad económica.

IX.1.3. No linealidades en el comportamiento de las expectativas

El componente no-lineal del índice adelantado se deriva del comportamiento asimétrico de las expectativas de los empresarios industriales. Dicha representación no-lineal es la que mejor describe el comportamiento de las expectativas empresariales, y se vincula a la fase por la que atraviesa la economía en el trimestre precedente.

Ese indicador *forward looking* actúa de forma diversa sobre la evolución de la actividad cuando el componente cíclico del PIB se aleja de la trayectoria de equilibrio de largo plazo. En concreto, cuando el ciclo económico (en $t-1$) se sitúa aproximadamente 4% por debajo (o por encima) de su tendencia de largo plazo, las expectativas empresariales (del momento t) influyen de distinta forma sobre los resultados de la actividad económica en el período $t+1$, que cuando el ciclo del PIB se encuentra más cercano a su nivel tendencial. Este comportamiento se deriva de que en los períodos de mayor fluctuación, las expectativas empresariales actúan en forma aún más procíclica que en los períodos de menor fluctuación, es decir presenta picos y valles más pronunciados o profundos que el propio PIB. En consecuencia, en esos períodos su ponderación en el indicador adelantado aparece suavizada.

IX.2. ***El aporte de los índices líderes a la predicción macro: desempeño predictivo, y detección de los puntos críticos***

El aporte de los índices líderes en predicción se evalúa en términos relativos a otros modelos o propuestas predictivas. En este caso, los índices construidos fueron puestos a competir entre sí y respecto de un modelo autorregresivo puro para predecir el PIB.

Se arribó a la conclusión de que los índices adelantados son los que poseen mejor precisión predictiva. Esta superior *performance* predictiva se expresa, a su vez, en que las señales firmes de crecimiento que se desprenden de los índices adelantados sean más ajustadas a las que surgen de la *real* evolución del PIB, que las que se extraen de los índices coincidentes.

Por ende, el mejor desempeño predictivo, inclina la elección de un índice sintético hacia los índices adelantados. No obstante, no es sencillo dirimir a partir de los estadísticos calculados cuál de ellos aporta mayor información al análisis y diagnóstico de la coyuntura, y a la predicción de la actividad económica agregada

Por un lado, el índice no-lineal es más preciso en predicción en los períodos críticos de la economía, en donde es significativo el error cometido en la predicción un paso adelante y en la reducción de la varianza. Por su parte, el desempeño predictivo del

índice lineal es sensiblemente superior en períodos de mayor estabilidad. El índice no-lineal no aporta información relevante para la estimación y predicción cuando la actividad económica atraviesa por períodos más estables. En estos períodos la actividad económica queda mejor representada a través de especificaciones lineales. En palabras más sencillas cuando las fluctuaciones económicas son menos pronunciadas y la evolución de la economía se aproxima a su trayectoria tendencial semejante al de una línea recta.

Por el contrario, el índice adelantado no-lineal arroja luz en los puntos de inflexión de las fluctuaciones económicas, ya que permite anticiparlos con mayor precisión. Ello se vincula al diseño asimétrico de las expectativas de los empresarios industriales. El mayor aporte informativo del índice no-lineal tiene lugar en los períodos más críticos, los puntos de giro del ciclo económico, tanto de expansión como de recesión económica. Es decir, cuando el ciclo de la economía se encuentra más cercano a los puntos mínimos de los valles y los máximos de los picos (más cercano a los puntos de giro) la especificación no-lineal del índice adelantado posee mejor precisión predictiva.

En tanto la capacidad de los índices de anticipar los cambios de fase de la actividad económica es una de las condiciones que se requieren de un índice líder, la alternativa no-lineal parece presentarse como la más adecuada. Adicionalmente, a su mejor desempeño predictivo en los períodos más críticos, cabe resaltar su contribución a la comprensión acerca de cómo se forman las expectativas empresariales y de cómo éstas actúan sobre la economía.

Constituye un instrumento potencialmente útil de política económica, en tanto proporciona una señal del rumbo y los cambios que puede sufrir la actividad económica con al menos tres meses de antelación. Por ende, permite actuar en el corto plazo, por ejemplo para evitar recalentar la economía o para intentar hacer menos profunda una recesión.

No obstante, las ventajas que presenta el indicador adelantado no lineal, es menester señalar que el mismo presenta una limitación importante, que refiere a la endogeneidad del ciclo del PIB en la propia construcción del indicador.

IX.3. *Desencuentros y conexiones entre los índices líderes y la teoría económica*

Tal como expresan Hendry y Krolzing (2003b) la mayoría de las ciencias sociales, con diverso énfasis relativo, buscan la interacción entre las ideas teóricas y la evidencia empírica. A pesar de que los temas que pretenden abordar son complejos, las teorías son en extremo simplificadas, parciales e inconclusas, y los datos, lejos de ser completos, a menudo están imperfectamente medidos. Los investigadores en la búsqueda de unir la teoría y la evidencia, tienen que adoptar alguna forma de procedimiento de selección de modelos.

Paralelamente, la discusión acerca del aporte predictivo de las diversas técnicas empíricas-econométricas y del enfoque de los índices líderes en particular, continúa activa.

Por su parte, Hendry y Clements (2001) apuntan que dado que guiarse por una bola de cristal reveladora del futuro no es una opción plausible, para tener éxito en predicción la mejor alternativa es “extrapolar” de la información presente usando sistemáticas reglas de predicción. La incertidumbre en predicción, afirman estos autores, proviene de dos vías: de la probabilidad de ocurrencia de los sucesos y de las incertidumbres acerca de eventos impredecibles que hacen que el futuro sea más incierto que el pasado (cambios tecnológicos, en la legislación, política, tiempo o sociedad). Este último es el principal problema en economía donde la no-estacionariedad es la regla. Los cambios estructurales que experimenta la economía constituyen la fuente más importante de fallas en los ejercicios de predicción en economía, usualmente basados en el pasado de las series. Estas fallas se vinculan tanto al hecho de que los modelos econométricos están mal especificados, como a que todas las economías están sujetas a importantes cambios no anticipados. Es así, que mientras es habitual recurrir en el análisis puramente teórico de la economía a la condición de “*ceteris paribus*”, en la aplicación empírica dicha condición no se manifiesta.⁸²

El menester de los sistemas de índices líderes es la predicción. No obstante, la utilidad y la certeza de los métodos predictivos, particularmente de este método predictivo, han sido puestas largamente en cuestionamiento. Como se dijo antes, las críticas a las que ha sido objeto apuntan tanto a la falta de teoría del sistema de índices líderes, como a los procedimientos empíricos aplicados, y también a sus fallas e inestabilidad.

El presente trabajo pretendió superar algunas de las fallas identificadas. La metodología seguida parte de una exploración meramente empírica (llamada por Hendry como “*data basing*” en contraposición a la denominación de “*data mining*”⁸³), y utiliza el esquema metodológico de cointegración desarrollado por Johansen y Juselius (1990) para asegurar la consistencia y estabilidad en el largo plazo de los índices líderes propuestos. Tal es la línea sugerida por Emerson y Hendry (1994) para determinar la integración y la relación entre las variables que componen un índice líder.

De todas formas, como sostienen Hendry y Clements (2001), en la práctica las predicciones económicas constituyen una mezcla de ciencia -basada en esquemas econométricos que representan al conocimiento económico ya consolidado y evaluado- y de arte.

En suma, reproduciendo palabras de M. Singer:⁸⁴

“Because of the things we don’t know we don’t know, the future is largely unpredictable. But some developments can be anticipated, or at least imagined, on the basis of existing knowledge”.

⁸² Hendry (2003), *Bridging the gap: Linking Economics and econometrics*.

⁸³ Véase la crítica de Michael Lovell: *Data Mining*, en “The Review of Economics and Statistics”. Vol. LXV, Febrero de 1983, N°1, págs. 1-12.

⁸⁴ “Thoughts of a Nonmillenarian” (Bulletin of the American Academy of Arts and Sciences, 1997, 51, 2, p. 39), citado en Clements, M. y Hendry D. (2002) “An Overview of Economic Forecasting” “A Companion to Economic Forecast” Cap.1. Blackwell Companions to Contemporary Economics.

X. Referencias bibliográficas

- Abad, A., Cristóbal, A. y Quilis, E., (2000), *Fluctuaciones económicas, puntos de giro y clasificación cíclica*. Instituto Nacional de Estadística de España.
- Artis, M., Krolzig, H-M., Toro J. (1999), "The European Business Cycle". *CEPR Discussion Papers* N° 2242
- Anderson, H., Athanasopoulos, G. y Vahid, F. (2002), "Nonlinear Autoregressive Leading Indicator Models of Output in G-7 Countries". *Department Of Econometrics and Business Statistics. Monash University Australia*. WP 20/2002.
- Auerbarch, A. (1981), "The Index of Leading Indicators: 'Measurment without Theory', twenty five years later". *National Bureau of Economic Research*. NBER, WP N° 761.
- Banerjee, A, Marcellino, M. y Masten I. (2003), "Leading indicators for Euro-area inflation and GDP growth". *Innocenzo Gasparini Institute for Economic Research. IEP-Università Bocconi, IGIER and CEPR*. WP N° 235.
- Banerjee, A, Marcellino M. (2003), "Are there any reliable leading indicators for US inflation and GDP growth?" *Innocenzo Gasparini Institute for Economic Research. IEP-Università Bocconi, IGIER and CEPR*. WP N° 236.
- Bértola, L. y Lorenzo, F. (2000). "Componentes tendenciales y cíclicos en el PBI per cápita de Argentina, Brasil y Uruguay: 1870-1998". En *Ensayos de historia económica Uruguay en la región en la economía mundial, 1970-1990*, Montevideo, Trilce, pp.
- Bucacos, E. (1997), "¿Existe una tasa de crecimiento a largo plazo para la economía uruguaya?". *Revista de Economía del Banco Central del Uruguay*. Segunda Época Vol. 4, no.2., pp. 97-109.
- Bucacos, E. (2001), *Tendencia y Ciclo en el Producto Uruguayo*. Documento de trabajo del Banco Central del Uruguay.
- Burns, A. y Mitchell, W.C. (1946), "Measuring Business Cycles". *National Bureau of Economic Research*. Nueva York.
- Cancelo, J.R. (s/fecha), *El ciclo europeo: estimación, cambio estructural y efectos sobre las economías nacionales*. Universidad de la Coruña. España.
- Cancelo, J.R. (2005), "Análisis empírico del ciclo económico con un modelo factorial dinámico con cambio de régimen". *Revista Estadística Española*. Vol. 47, N° 159, pp. 253 - 277.
- Cecchetti, S., Chu, R., y Steindel, Ch., (2000), "The Unreliability of Inflation Indicators". *Current Issues in Economics and Finance*. Vol. 6, No. 4.

- Clements, M. y Hendry D. (2002), "An Overview of Economic Forecasting" En *A Companion to Economic Forecast* Blackwell Companions to Contemporary Economics, pp. 1-18.
- Cuadrado E. y Queijo V. (2000), *Utilización de métodos cuantitativos para predecir el PBI uruguayo*. Trabajo monográfico. Facultad de Ciencias Económicas y de Administración, UdelaR.
- De Leeuw, F. (1991), "Toward a theory of leading indicators". En *Leading economic Indicators. New approaches and forecasting records*. Lahiri, K. y Moore G.H. (ed). Cambridge University Press, pp. 15-56.
- Diebold F.X. y Rudebusch, G. (1994), "Measuring Business Cycle: a Modern Perspective". *National Bureau of Economics Research*. NBER Working Paper N° 4643.
- Emerson, R. y Hendry D. (1994), *An Evaluation of Forecasting using Leading Indicators*. Centre for Economic Forecasting, London Business School-Nuffield College, Oxford.
- Espasa, A., (1994), *Métodos estadístico-económicos para el análisis de la coyuntura económica*. Seminario internacional de estadística en Euskadi. Eustat 30.
- Espasa, A. y Cancelo, J. (1993), *Métodos Cuantitativos para el Análisis de la Coyuntura Económica*. Alianza Editorial. España.
- Espasa, A, Font, A., Izquierdo, J. y Morales E. (1992), "Estimación del crecimiento del VAB no agrario a partir de un indicador sintético". En *Métodos estadístico-económicos para el análisis de la coyuntura económica*. Seminario internacional de estadística en Euskadi. Eustat 30. Cap. VII, pp. 197-206.
- Fernández, A. (1990), "Indicadores del ciclo económico en Uruguay", *SUMA*. N°5 , p. 27-55. **cinve**
- Fernández, A. y Lorenzo, F. (2001), *Aportes metodológicos para el diseño de un Informe de Inflación en Uruguay*. Trabajo presentado en el Foro de Política Económica y Objetivos de Inflación organizado por la Universidad ORT y **cinve**.
- Forni, M., Hallin, M., Lippi, M. y Reichlin, L. (2000), "The Generalized Dynamic Factor Model: Identification and Estimation". *Review of Economics and Statistics*, 11, pp. 369-379.
- Franses P.H. y van Dijk D. (2000), "Regime-switching models for returns". En *Non-linear time series models in empirical finance*. Cambridge University Press. pp. 69-134.

- Gómez, V., y Maravall, A. (2001), "Seasonal Adjustment and Signal Extraction in Economic Time Series". En *A Course in Time Series Analysis*. D. Peña, G.C. Tiao y R.S. Tsay, (eds). New York: J. Wiley and Sons, pp. 202-246.
- Hamilton, J. (1994), *Time Series Analysis*. Princeton University Press.
- Harris, R. (1995), *Using Cointegration Analysis in Econometric Modelling*. Prentice Hall. Harvester Wheatsheaf.
- Harvey, A. (1992), *Forecasting, Structural Time Series Models and The Kalman Filter*. Cambridge University Press. Cambridge, Massachusetts.
- Hendry, D.F. y Clements, M. (2001b), *Economic Forecasting : some Lessons from Recent Research*. Department of economics and Nuffield College, Oxford-Department of economics, University of Warwick.
- Hendry, D.F. y Clements, M. (2002), "Pooling of Forecast". *Econometrics Journal*. Vol.5, p.1-26.
- Hendry, D. F. (2003), *Bridging de Gap: Linking Economics and Econometrics*. Economics Department, Oxford University.
- Hendry, D. F. y Krolzig, H-M. (2003a), *The properties of Automatic Gets Modeling*. Economics Department, Oxford University
- Hendry, D. F. y Krolzig, H-M. (2003b), *Automatic Model Selection: A new Instrument for Social Science*. Economics Department, Oxford University.
- Jagric, T. (2003), "A nonlinear approach to forecasting with leading economic indicators". *Studies in Nonlinear Dynamics & Econometrics*.
- Johansen,S. y Juselius K. (1989), "Maximum Likelihood Estimation and Inference on Cointegration, with Applications to the Demand for Money". *Oxford Bulletin of Economics and Statistics* 52, pp.169-210.
- Kamil, H. (1997) *Caracterización de las fluctuaciones cíclicas: una aplicación al caso uruguayo*. Trabajo monográfico. Facultad de Ciencias Económicas y de Administración, Udelar, Uruguay.
- Kamil, H. y Lorenzo, F. (1998) "Caracterización de las fluctuaciones cíclicas en la economía uruguaya". *Revista de Economía del Banco Central del Uruguay*. Segunda Época, v.5, no.1, pp.83-140.
- Koopmans, T. C (1947) "Measurement without Theory". *The Review of Economics Statistics* 29, pp.161-172.
- Laens S y Osimani R. (2000) "Patrones de comercio y desempeño exportador, el caso de Uruguay en los noventa". *Documento de Trabajo*. **cinve**.

- Lahiri, K. y Moore G.H. Ed. (1991) "Introduction". En *Leading economic indicators. New approaches and forecasting records*. Cambridge University Press, pp. 1-12.
- Lanzilotta B. y Llambí C. (2003), "Análisis univariado, estimación de componentes no observables y regularidades empíricas de los PBI de Uruguay, Argentina y Brasil (1980-2002)". *Instituto de Economía, Facultad de Ciencias Económicas y Administración. Udelar*. mimeo
- Lanzilotta, B., Llambí, C. y Mordecki, G. (2003), "La influencia regional sobre la economía uruguaya – un análisis de los últimos veinte años". *Documento de Trabajo del Instituto de Economía*. Facultad de Ciencias Económicas y Administración. DT 1/03. Udelar
- Lee, D. y Ozyildirim, A. (2005), *Forthcoming Revisions to the Index of Leading Economic Indicators*. The Conference Board.
- Lorenzo, F. (1997), *Modelización de la Inflación con fines de predicción y diagnóstico*. Tesis Doctoral. Universidad Carlos III de Madrid.
- Lorenzo F. y Revuelta, J.M. (1996), "TRAMO y SEATS: un marco completo para el análisis univariante y extracción de señales de series temporales" *Documentos de Trabajo de la Universidad Carlos III de Madrid*. Nº 96-13.
- Lorenzo, F., H. Kamil y C. Daude (1999), *Indicador Mensual de Actividad Económica. Informe Final*, Informe de consultoría.
- Lorenzo, F. (2000), *Indicador Mensual de Actividad Económica. Actualización y evaluación del desempeño predictivo a través de un análisis desagregado*. Informe de consultoría.
- Lovell, M.C. (1983), "Data mining". *Review of Economics and Statistics*, 65, pp.1-12.
- Maravall, A. (1994), "Unobserved Components in Economic Time Series". En *The Handbook of Applied Econometrics*. Pesaran, H. H. Schmidt, P. y Wickens, M. (eds.). Vol. 1. Oxford: Basil Blackwell.
- Marcellino, M. (2002a), "Instability and non-linearity in the EMU". *Innocenzo Gasparini Institute for Economic Research. IEP-Università Bocconi, IGIER - CEPR*. Working Paper Nº 211.
- Marcellino, M. (2002b), "Forecasting EMU Macroeconomic Variables". *Innocenzo Gasparini Institute for Economic Research. IEP-Università Bocconi, IGIER and CEPR*. Working Paper Series WP. Nº 216.
- Masoller, A. (2002) "Un indicador sintético de actividad económica". *Revista de Economía del Banco Central del Uruguay*. Segunda Época, Volumen 9, no.2, pp.49-83.
- McNelís, P. y McAdam P. (2004), "Forecasting inflation with thick models and neural networks". *European Central Bank*. Working Paper Series. Nº 352.

- Quilis, E. (2001), "Some considerations regarding cyclical indicators". *Tema a debate Instituto Nacional de Estadística de España*.
- Raveaud, G. (2001), "Teaching Economics Through Controversies". *Post-autistic Economics Newsletter*. No. 5, (marzo 2001), art 6.
http://www.btinternet.com/~pae_news/review/issue5.htm.
- Rodríguez, S. y Badagián A. (2004), *Dinámicas no lineales y ciclos asimétricos en Argentina, Brasil y Uruguay*. Instituto de Estadística de la Facultad de Ciencias Económicas y Administración, UdelAR.
- Stock, J. y Watson, M.W. (1991), "A Probability Model of the Coincident Economic Indicators", *Leading Economic Indicators: New Approaches and Forecasting Records*, K. Lahiri y G. Moore (eds.), Cambridge University Press, pp. 63-89.
- Stock, J. y Watson, M. W. (1998), "Diffusion indexes" *National Bureau of Economic Research*, NBER, WP N° 6702.
- Stock, J. y Watson, M.W. (2002), "Macroeconomic forecasting Using Diffusion Indexes". *Journal of Business & Economic Statistics*. Vol.20, N°2, pp.147-162.
- Tal, B. (2003), *Background Information on our Neural Network-Based System of Leading Indicators*. Economics & Strategy. CIBC World Markets, www.cibcwm.com/research
- Vining, R. (1949), "Koopmans on the choice of variables to be studied and of methods of measurement". *The Review of Economics and Statistics*, 31, pp. 77-80.
- Universidad Torcuato de Tella (1999), *Indicador Líder del Nivel de Actividad de la Economía Argentina Descripción de la Metodología*, Centro de Investigación en Finanzas y Mercado de Capitales, CIF.

XI. Anexo I: La metodología SEATS

El programa SEATS (*Signal extraction in Arima Time Series*) implementado por Maravall y Gómez (1994),⁸⁵ establece un procedimiento para la extracción de señales a partir de una serie temporal. Este programa hace uso de la modelización previa de la o las series objeto de estudio y a partir de ella realiza una estimación de sus componentes inobservables. Esos componentes se definen como sigue:

Componente de tendencia: recoge la evolución subyacente de la serie, aquí se incluyen las raíces autorregresivas reales positivas de módulo mayor a un determinado valor que puede ser fijado por el analista.

Componente estacional: recoge las oscilaciones sistemáticas cuasi-regulares de la serie dentro del año, incluye aquellas raíces autorregresivas que en el dominio frecuencial quedan dentro de un entorno de las frecuencias estacionales.

Componente cíclico: recoge las desviaciones sistemáticas respecto de la tendencia de la serie ajustada de estacionalidad, es decir, condensa el resto de la estructura regular del modelo que no puede ser incluida en los componentes de tendencia ni estacional.

Componente Irregular: constituye un ruido blanco residual.

La identificación de los componentes SEATS es realizada a partir de la denominada descomposición canónica, imponiendo la restricción de que el componente irregular absorba el máximo de variabilidad (sea de máxima varianza), de forma que el resto de los componentes sea lo más estable posible. Esta descomposición se basa en las raíces de la parte autorregresiva del modelo, fundamentalmente en las de módulo unidad.

El procedimiento SEATS contiene, además, una rutina que adjudica cada uno de los componentes deterministas presentes en los datos el componente inobservable correspondiente. Esto implica, por ejemplo, que los cambios permanentes y transitorios de nivel se incluyen en el componente tendencial, los impulsos se adjudican al componente irregular, mientras que las estimaciones del “efecto Semana de Turismo” y del “efecto calendario” se distribuyen apropiadamente entre los componentes tendencial y estacional.

⁸⁵ Véase, Gómez y Maravall (2001) "Seasonal Adjustment and Signal Extraction in Economic Time Series", Ch. 8 en D. Peña, G.C. Tiao and R.S. Tsay, eds., ***A Course in Time Series Analysis***, New York: J. Wiley and Sons, 2001, 202-246. Por una descripción más detallada del procedimiento de extracción de señales del programa TRAMO-SEATS véase Lorenzo, F. y Revuelta, J (1996).

XII. Anexo II: Procedimiento de cointegración de Johansen ⁸⁶

El análisis de cointegración parte de la especificación de un modelo vectorial autorregresivo con mecanismo de corrección del error (VECM) para un vector de variables endógenas.

$$\Delta X_{it} = A_1 \Delta X_{it-1} + \dots + A_k \Delta X_{it-k+1} + \Pi X_{it-k} + \mu + \Gamma D_t + \varepsilon_t, \quad t = 1, \dots, T \quad (\text{XII.1})$$

donde:

$$\varepsilon_i \sim N(0, \sigma^2)$$

μ es un vector de constantes y

D_t contiene un conjunto de dummies (estacionales e intervenciones).

La información sobre las relaciones de largo plazo está contenida en la matriz $\Pi = \alpha \beta'$. β es el vector de coeficientes de las relaciones de equilibrio existentes, y α es el vector de coeficientes del mecanismo de ajuste al largo plazo. En función de la identificación del rango de la matriz Π , se determina el número de relaciones de cointegración que existen entre las variables.

El análisis de cointegración implicó realizar contrastes de exclusión (test de significación de los β) con el fin de evaluar qué variables integran las posibles relaciones de equilibrio, y tests de exogeneidad para determinar cuáles variables son exógenas en dichas relaciones. Para esto último se realizaron los contrastes de exogeneidad débil (a fin de determinar cuáles variables no reaccionan ante desviaciones de las relaciones de largo plazo) y fuerte (analizando, además, la causalidad en el sentido de Granger).

El contraste de *exogeneidad débil* en el sistema completo implica analizar la significación de los α y se realiza a partir del estadístico de razón de verosimilitud entre el modelo restringido y no restringido.

$$H_j : \alpha_{ij} = 0, \quad j = 1, \dots, r \quad (\text{XII.2})$$

En casos en que existen múltiples relaciones de cointegración, es posible que una variable sea exógena con relación a los parámetros de una relación de cointegración y no lo sea respecto a los de otras. Esto es así porque las condiciones de exogeneidad débil se definen con relación a un determinado vector de cointegración y no respecto al sistema completo. En el caso de una relación de cointegración, la pertinencia de la validez de un modelo uniecuacional con un mecanismo de corrección del error depende de que $n-1$ variables del sistema sean débilmente exógenas a los efectos de la relación de cointegración considerada.

⁸⁶ Véase Johansen, S. y Juselius, K. (1990), "Maximum Likelihood Estimation and Inference on Cointegration, with Applications to the Demand for Money", Oxford Bulletin of Economics and Statistics 52, 169-210.

En algunos casos, es necesario analizar la pertinencia de determinadas restricciones sobre los parámetros correspondientes a las distintas relaciones de cointegración, como por ejemplo:

$$\beta_{1j} = \beta_{2j}, \text{ o sea una restricción de homogeneidad.} \quad (\text{XII.3})$$

Una vez estudiada la relación de largo plazo, se procedió al análisis de la dinámica de corto plazo, que pone en evidencia los mecanismos de ajuste de las distintas variables hacia el equilibrio de largo plazo. La dinámica de corto plazo se expresa a través de las matrices A_i de la ecuación (XII.1).

XIII. Anexo III: Indicadores de base

	Descripción de la variable	Nombre	Fuente	Unidad
	Variables externas			
	De Argentina			
1	Estimador Mensual de Actividad Económica	ar_ema	INDEC	índice base 1993=100
2	Tendencia-Ciclo del EMAE	ar_tend_ema	INDEC	índice base 1993=100
3	Estimador Mensual Industrial	ar_emi	INDEC	índice base 1997=100
4	Indicador de Producción Industrial	ar_ipi_fiel	FIEL	índice base 1993=100
5	Importaciones de bienes desde el Mercosur	ar_m_merco	INDEC	dólares corrientes CIF
6	Importaciones totales de bienes	ar_m_totales	INDEC	dólares corrientes CIF
7	Exportaciones totales de bienes	ar_xtotal	INDEC	dólares corrientes FOB
8	EMBI Argentina	embiar	Indicadores JP Morgan / Bloomberg	puntos básicos
	De Brasil			
9	Indicador de Producción Industrial	br_ipi	IBGE	índice 2002=100.
10	Importaciones de bienes totales	br_m	MDIC/Secex	dólares corrientes FOB
11	Exportaciones de bienes totales	br_x	MDIC/Secex	dólares corrientes FOB
12	EMBI Brasil	embibra	Indicadores JP Morgan / Bloomberg	puntos básicos
	Internacionales			
13	Precio del petróleo (West Texas Intermediate)	wt_c	Bloomberg	dólares por barril
14	Precio del petróleo (West Texas Intermediate)	wt_k	Bloomberg	dólares por barril a precios constantes de enero 2005. Deflactado por el CPI de EEUU.
15	Tasa de interés FED (Effective Federal Funds Rate)	fed	The Federal Reserve Board	porcentaje
16	Tasa de interés Notas del Tesoro EEUU 10 años	tb_10a	The Federal Reserve Board	porcentaje
	Variables Internas			
	Agropecuarias			
17	Remisión de leche a plantas pasteurizadoras	rem_leche	DIEA	litros de leche
18	Faena	faena	INAC	número de cabezas
19	Exportaciones de carne	x_carne	BCU	dólares corrientes FOB
20	Exportaciones de lana	x_lana	BCU	dólares corrientes FOB
	Sector externo			
21	Importaciones de bienes	m	BCU	dólares corrientes CIF
22	Importaciones de bienes intermedios	m_inter	BCU	dólares corrientes CIF
23	Importaciones de bienes intermedios menos petróleo	m_inter_p	BCU	dólares corrientes CIF
24	Importaciones de bienes de capital	mk	BCU	dólares corrientes CIF
25	Exportaciones de bienes	x	BCU	dólares corrientes FOB
26	Exportaciones de bienes tradicionales	xtr	BCU	dólares corrientes FOB
27	Exportaciones de bienes no tradicionales	xntr	BCU	dólares corrientes FOB
	Mercado de trabajo			

28	Tasa de actividad Montevideo	Activ_m	INE	porcentaje
29	Tasa de actividad Total país urbano	activ_t	INE	porcentaje
30	Tasa de empleo Montevideo	Des_m	INE	porcentaje
31	Tasa de empleo Total País urbano	des_t	INE	porcentaje
	Energéticas			
32	Venta derivados de petróleo mercado interno	vta_derivp	DNE	m ³
33	MWH total facturado	mwh	DNE	mwh
34	Gas natural entregado	gas_natural	DNE	miles m ³
35	Gas manufacturado total facturado	fact_gasman	DNE	miles m ³
36	Facturación energía eléctrica grandes consumidores	fee_grcons	DNE	mwh
37	Facturación energía eléctrica medianos consumidores	fee_medcons	DNE	mwh
38	Facturación energía eléctrica residencial	fee_resid	DNE	mwh
39	Facturación energía eléctrica general	feegeneral	DNE	mwh
	Industria			
40	IVF industria manufacturera	ivf_i	INE	índice base 2002=100
41	IVF industria manufacturera sin refinería	ivf_isr	INE	índice base 2002=100
42	IVF Industria de comercio intra-rama	ivf_ci	INE	índice base 2002=100
43	IVF industria exportadora	ivf_x	INE	índice base 2002=100
44	IVF industria sustitutiva importaciones	ivf_m	INE	índice base 2002=100
45	IVF industria de bajo comercio	ivf_bc	INE	índice base 2002=101
46	Expectativas de empresarios de la industria manufacturera	expe	EN base a CIU	ratio
	Financieras			
47	Activos de reserva	activos_res	BCU	dólares corrientes
48	M1	M1	BCU	dólares corrientes
49	Crédito de la banca privada a residentes (pesos corrientes)	cred_bcapr_c	BCU	pesos corrientes
50	Crédito de la banca privada a residentes (pesos constantes)	cred_bcapr_k	BCU	pesos constantes de mar./97
51	Crédito de la banca privada a residentes (dólares)	cred_bcapr_d	BCU	dólares corrientes
52	Tasa de interés activa moneda nacional	ta_mn	BCU	porcentaje
53	Tasa de interés activa moneda extranjera	ta_me	BCU	porcentaje
54	Tasa de interés activa moneda nacional a empresas	ta_mne	BCU	porcentaje
55	Tasa de interés real activa moneda nacional	tra_mn	BCU	porcentaje
56	Tasa de interés real activa moneda extranjera	tra_me	BCU	porcentaje
57	Tasa de interés real activa moneda nacional a empresas	tra_mne	BCU	porcentaje
58	UBI	UBI	República AFAP	puntos básicos
	Precios			
59	Ratio Índice de Precios	ipc_ipm	En base a INE	Índice base mar./97=100

	Consumo-Indice Precios Mayoristas			
60	Ratio IPC bienes elaborados no energéticos-IPM bienes manufacturados	bene_ipmm	En base a INE	Índice base mar./97=100
	Fiscales			
61	Recaudación DGI	dgi	MEF	Pesos contantes de mar.97
62	Recaudación IVA	iva	MEF	Pesos contantes de mar.97
63	Recaudación IVA interno	iva_interno	MEF	Pesos contantes de mar.97
64	Recaudación IMESI	imesi	MEF	Pesos contantes de mar.97
	Otras			
65	Minutos totales interurbanos (tel fija)	min_tel	ANTEL	cómputos telefónicos
66	Terminales telefónicas (fijas)	term_tel	ANTEL	número terminales
67	Consumo interno de cemento portland gris obras privadas	cons_cem	ANCAP/BCU	toneladas mt
68	Facturación de automóviles 0 k.	fact_autom	ASCOMA	unidades
69	Facturación de camiones	fact_cam	ASCOMA	unidades

XI. Anexo IV: Resultados econométricos

XI.1. Contraste de raíces unitarias (Dickey Fuller Aumentado)

Dickey - Fuller Aumentado (ADF)						
HO = Existencia de raíz unitaria						
		Rech Ho			Rech Ho	
	Valor del estadístico primera diferencia	Al 95%	Al 99%	Valor del estadístico en niveles	Al 95%	Al 99%
PBI uruguayo d(LogPBIUR,0,4)						
Período I.1993-III.2005	(4 lags, sin cte. ni tend) -4.826971	si	si	(4 lags, con cte) -1.992742	no	no
Período I.1997-III.2005	(3 lags, sin cte. ni tend) -3.750114	si	si	(4 lags, con cte) -1.576916	no	no
Período I.1997-III.2005	(3 lags, sin cte. ni tend) -3.525034	si	si	(4 lags, con cte) -1.531509	no	no
IVF Ind- manufacturera Comercio Intrarrama log(ivf_ci)						
Período I.1993-III.2005	(3 lags, sin cte. ni tend) -2.045344	si	no	(4 lags, con cte) -1.393471	no	no
Período I.1997-III.2005	(1 lags, sin cte. ni tend) -6.187232	si	si	(1 lags, con cte) -0.920747	no	no
IVF Ind- manufacturera Exportadora dlog(ivf_exp,0,4)						
Período I.1993-III.2005	(3 lags, sin cte. ni tend) -7.032147	si	si	(5 lags, con cte) -2.012878	no	no
Período I.1997-III.2005	(3 lags, sin cte. ni tend) -4.890436	si	si	(5 lags, con cte) -1.858979	no	no
IVF Ind- manufacturera Sustitutiva de Importaciones log(ivf_imp)						
Período I.1997-III.2005	(6 lags, sin cte. ni tend) -3.381834	si	si	(4 lags, con cte) -2.422984	no	no
Consumo de cemento obras privadas log(cons_ce)						
Período I.1993-III.2005	(1 lags, sin cte. ni tend) -8.067879	si	si	(1 lags, con cte) -1.972438	no	no
Período I.1997-III.2005	(1 lags, sin cte. ni tend) -6.986712	si	si	(1 lags, con cte) -1.44379	no	no
Facturación de energía eléctrica dlog(mwh,0,4)						
Período I.1993-III.2005	(4 lags, con cte) -5.885696	si	si	(4 lags, con cte y tend) -3.49669	no	no
Período I.1997-III.2005	(4 lags, sin cte. ni tend) -3.485972	si	si	(3 lags, con cte) -2.253583	no	no
Importaciones de bienes de capital log(mk)						
Período I.1993-III.2005	(3 lags, sin cte. ni tend) -1.940804	si	si	(4 lags, con cte) -2.415564	no	no
Importaciones de bienes intermedios log(m_inter)						
Período I.1993-III.2005	(1 lags, con cte) -8.197334	si	si	(5 lags, con cte) -2.608647	no	no
Minutos telefónicos log(min_tel)						
Período I.1997-III.2005	(7 lags, sin cte. ni tend) -2.122161	si	no	(8 lags, con cte) -1.802558	no	no
Recaudación de IVA pr ctes. log(iva)						
Período I.1997-III.2005	(1 lags, sin cte. ni tend) -6.017967	si	si	(5 lags, con cte) -2.339704	no	no
Facturación de automóviles log(fact_autom)						
Período I.1997-III.2005	(1 lags, sin cte. ni tend) -3.202591	si	si	(2 lags, con cte) -1.577154	no	no
Tendencia-ciclo del EMAE log(ar_tend_ema)						
Período III.1997-III.2005	(1 lags, sin cte. ni tend) -2.515813	si	no	(2 lags, con cte) -1.197651	no	no
Indicador de expectativas empresarios industriales (exp_ind)						
Período III.1997-III.2005	(1 lags, sin cte. ni tend) -4.180712	si	si	(1 lags, con cte) -1.965138	no	no
Precio del petróleo WT pr.k log(wt_k)						
Período III.1997-III.2005	(1 lags, sin cte. ni tend) -4.151095	si	si	(5 lags, sin cte ni tend) 1.21101	no	no
El número de lags se determinó según el criterio AIC.						

XI.2. Correlaciones cruzadas entre indicadores adelantados – IVF PIB

Período 1993-2005

Sample: 1993:1 2005:4

Included observations: 52

Correlations are asymptotically consistent approximations

IVF_CI_CYC,PIB_CYC(-i)	IVF_CI_CYC,PIB_CYC(+i)	i	lag	lead
. *****	. *****	0	0.7239	0.7239
. *****	. *****	1	0.7367	0.6399
. *****	. *****	2	0.7046	0.5368
. *****	. ****	3	0.6464	0.4419
. *****	. ****	4	0.5692	0.3533

Sample: 1993:1 2005:4

Included observations: 52

Correlations are asymptotically consistent approximations

IVFEXP_CYC,PIB_CYC(-i)	IVFEXP_CYC,PIB_CYC(+i)	i	lag	lead
. *****	. *****	0	0.6365	0.6365
. *****	. *****	1	0.6069	0.6003
. *****	. *****	2	0.5319	0.5192
. ****	. ****	3	0.4274	0.4224
. ***	. ***	4	0.2975	0.3349

Sample: 1993:1 2005:4

Included observations: 52

Correlations are asymptotically consistent approximations

CONSCEM_CYC,PIB_CYC(-i)	CONSCEM_CYC,PIB_CYC(+i)	i	lag	lead
. *****	. *****	0	0.7366	0.7366
. *****	. *****	1	0.7713	0.6293
. *****	. *****	2	0.7351	0.4764
. *****	. ***	3	0.6433	0.3095
. *****	. *	4	0.5129	0.1547

Sample: 1993:1 2005:4

Included observations: 52

Correlations are asymptotically consistent approximations

MWH_FACT_CYC,PIB_CYC(-i)	MWH_FACT_CYC,PIB_CYC(+i)	i	lag	lead
. *****	. *****	0	0.5788	0.5788
. *****	. ****	1	0.7096	0.4119
. *****	. **	2	0.8035	0.2334
. *****	. .	3	0.8537	0.0487
. *****	. *	4	0.8514	-0.1384

Sample: 1993:1 2005:4

Included observations: 52

Correlations are asymptotically consistent approximations

MK_CYC,PIB_CYC(-i)	MK_CYC,PIB_CYC(+i)	i	lag	lead
. *****	. *****	0	0.8271	0.8271
. *****	. *****	1	0.8015	0.7645
. *****	. *****	2	0.7223	0.6632
. *****	. *****	3	0.6070	0.5356
. *****	. *****	4	0.4546	0.3987

Sample: 1993:1 2005:4

Included observations: 52

Correlations are asymptotically consistent approximations

M_INTER_CYC,PIB_CYC(-i)	M_INTER_CYC,PIB_CYC(+i)	i	lag	lead
. *****	. *****	0	0.8303	0.8303
. *****	. *****	1	0.7731	0.7985
. *****	. *****	2	0.6578	0.7059
. *****	. *****	3	0.5083	0.5730
. ***	. ****	4	0.3422	0.4053

Período 1997-2005

Sample: 1997:1 2005:4

Included observations: 36

Correlations are asymptotically consistent approximations

IVFIMP_CYC,PIB_CYC(-i)	IVFIMP_CYC,PIB_CYC(+i)	i	lag	lead
. *****	. *****	0	0.8531	0.8531
. *****	. *****	1	0.8360	0.7716
. *****	. *****	2	0.7407	0.6222

. *****	. ****	3	0.6042	0.4375
. *****	. **	4	0.4572	0.2318

Sample: 1997:1 2005:4

Included observations: 36

Correlations are asymptotically consistent approximations

IVFEXP_CYC,PIB_CYC(-i)	IVFEXP_CYC,PIB_CYC(+i)	i	lag	lead
. *****	. *****	0	0.7064	0.7064
. *****	. *****	1	0.6715	0.6924
. *****	. *****	2	0.6112	0.6363
. *****	. *****	3	0.5250	0.5529
. *****	. *****	4	0.4004	0.4533

Sample: 1997:1 2005:4

Included observations: 36

Correlations are asymptotically consistent approximations

IVFIMP_CYC,PIB_CYC(-i)	IVFIMP_CYC,PIB_CYC(+i)	i	lag	lead
. *****	. *****	0	0.8531	0.8531
. *****	. *****	1	0.8360	0.7716
. *****	. *****	2	0.7407	0.6222
. *****	. *****	3	0.6042	0.4375
. *****	. **	4	0.4572	0.2318

Sample: 1997:1 2005:4

Included observations: 36

Correlations are asymptotically consistent approximations

CONSCM_CYC,PIB_CYC(-i)	CONSCM_CYC,PIB_CYC(+i)	i	lag	lead
. *****	. *****	0	0.8220	0.8220
. *****	. *****	1	0.8662	0.7142
. *****	. *****	2	0.8420	0.5653
. *****	. *****	3	0.7568	0.4002
. *****	. **	4	0.6208	0.2425

Sample: 1997:1 2005:4

Included observations: 33

Correlations are asymptotically consistent approximations

MWH_FACT_CYC,PIB97_CY(-i)	MWH_FACT_CYC,PIB97_CY(+i)	i	lag	lead
. *****	. *****	0	0.7388	0.7388
. *****	. *****	1	0.8303	0.5809
. *****	. ****	2	0.8515	0.3918
. *****	. **	3	0.8026	0.1862
. *****	. .	4	0.6903	-0.0212

Sample: 1997:1 2005:4

Included observations: 33

Correlations are asymptotically consistent approximations

MINTOT_CYC,PIB_CY(-i)	MINTOT_CYC,PIB_CY(+i)	i	lag	lead
. *****	. *****	0	0.5555	0.5555
. *****	. ***	1	0.6699	0.3175
. *****	. *	2	0.7004	0.0641
. *****	. **	3	0.6648	-0.1490
. *****	. ***	4	0.5914	-0.2982

Sample: 1997:1 2005:4

Included observations: 36

Correlations are asymptotically consistent approximations

IVA_CYC,PIB_CYC(-i)	IVA_CYC,PIB_CYC(+i)	i	lag	lead
. *****	. *****	0	0.8487	0.8487
. *****	. *****	1	0.7652	0.8924
. *****	. *****	2	0.6601	0.8955
. *****	. *****	3	0.5374	0.8542
. ****	. *****	4	0.3963	0.7694

Sample: 1997:1 2005:4

Included observations: 36

Correlations are asymptotically consistent approximations

FACT_AUTOM_CYC,PIB_CYC(-i)	FACT_AUTOM_CYC,PIB_CYC(+i)	i	lag	lead
. *****	. *****	0	0.5659	0.5659
. *****	. *****	1	0.4637	0.5987
. ***	. *****	2	0.3357	0.5598
. **	. *****	3	0.2068	0.4531

XI.3. Modelos uniecuacionales del ICL-ICC-IAL

XI.3.1. Estimación MCO en niveles

ICL

Dependent Variable: LOG(PIB)
Method: Least Squares
Date: 18/01/06 Time: 17:50
Sample (adjusted): 1993:1 2005:2
Included observations: 50 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-1.294614	0.275322	-4.702179	0.0000
DC1	-0.021468	0.003291	-6.523003	0.0000
DC2	-0.008885	0.003191	-2.784197	0.0082
DC3	-0.044112	0.003627	-12.16219	0.0000
LOG(MWH_FACT)	0.179869	0.026952	6.673811	0.0000
LOG(CONSCSEM)	0.137644	0.016545	8.319618	0.0000
LOG(IVFEXP)	0.125133	0.036003	3.475592	0.0012
LOG(IVF_CI)	0.055292	0.028346	1.950626	0.0581
LOG(MK)	0.034453	0.009463	3.641000	0.0008
LOG(M_INTER)	0.108889	0.020717	5.255963	0.0000
R-squared	0.983497	Mean dependent var		5.040171
Adjusted R-squared	0.979784	S.D. dependent var		0.089225
S.E. of regression	0.012686	Akaike info criterion		-5.719704
Sum squared resid	0.006438	Schwarz criterion		-5.337300
Log likelihood	152.9926	F-statistic		264.8631
Durbin-Watson stat	2.345524	Prob(F-statistic)		0.000000

ICC

Dependent Variable: LOG(PIB)
Method: Least Squares
Date: 09/02/06 Time: 16:36
Sample (adjusted): 1997:1 2005:2
Included observations: 34 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-0.350368	0.644835	-0.543345	0.5924
DC1	-0.018602	0.004481	-4.151653	0.0004
DC2	-0.003140	0.003401	-0.923279	0.3659
DC3	-0.044769	0.004175	-10.72216	0.0000

LOG(IVF_CI)	0.079336	0.025641	3.094149	0.0053
LOG(IVFEXP)	0.112559	0.037772	2.979935	0.0069
LOG(MWH_FACT)	0.154889	0.054704	2.831407	0.0097
LOG(CONSCHEM)	0.081470	0.020672	3.941085	0.0007
LOG(IVFIMP)	0.087378	0.026386	3.311522	0.0032
LOG(IVA)	0.108500	0.041154	2.636449	0.0151
LOG(FACT_AUTOM)	0.021674	0.006573	3.297586	0.0033
LOG(MINTOT)	0.018798	0.016499	1.139372	0.2668
R-squared	0.991657	Mean dependent var	5.062346	
Adjusted R-squared	0.987486	S.D. dependent var	0.087544	
S.E. of regression	0.009793	Akaike info criterion	-6.143654	
Sum squared resid	0.002110	Schwarz criterion	-5.604938	
Log likelihood	116.4421	F-statistic	237.7231	
Durbin-Watson stat	1.628191	Prob(F-statistic)	0.000000	

IAL

Dependent Variable: LOG(PIB)

Method: Least Squares

Date: 25/01/06 Time: 14:33

Sample (adjusted): 1998:1 2005:3

Included observations: 31 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
DC1	-0.035759	0.004800	-7.450244	0.0000
DC2	-0.009448	0.005910	-1.598539	0.1256
DC3	-0.042739	0.004703	-9.087420	0.0000
PASCUA	-0.003090	0.001209	-2.554965	0.0189
LOG(ARTEMAE(-1))	0.965164	0.254953	3.785654	0.0012
LOG(ARTEMAE(-2))	-1.014291	0.519025	-1.954224	0.0648
LOG(ARTEMAE(-3))	1.138211	0.310691	3.663486	0.0015
EXPE(-1)	0.085866	0.023204	3.700417	0.0014
EXPE(-2)	-0.022015	0.017216	-1.278734	0.2156
LOG(WT(-2))	-0.087619	0.025056	-3.496919	0.0023
LOG(WT(-3))	0.063868	0.025531	2.501551	0.0212
R-squared	0.984516	Mean dependent var	5.060501	
Adjusted R-squared	0.976775	S.D. dependent var	0.088930	
S.E. of regression	0.013553	Akaike info criterion	-5.493031	
Sum squared resid	0.003674	Schwarz criterion	-4.984196	
Log likelihood	96.14197	Durbin-Watson stat	2.117276	

XI.4. *Análisis de cointegración*¹

XI.4.1. *Vector de cointegración (IVF PIB, componentes ICL)*

Test de Johansen

Cointegration analysis 1993 (2) to 2005 (2)

eigenvalue	loglik	for rank					
	969.854	0					
0.738033	1002.67	1					
0.578049	1023.81	2					
0.509011	1041.24	3					
0.362926	1052.29	4					
0.3464	1062.71	5					
0.0975238	1065.22	6					
0.0817238	1067.31	7					

Ho:rank=p	-Tlog(1-\mu)	using T-nm	95%	-T\Sum log(.)	using T-nm	95%
p == 0	65.64**	56.26**	46.5	194.9**	167.1**	131.7
p <= 1	42.28*	36.24	40.3	129.3**	110.8*	102.1
p <= 2	34.86*	29.88	34.4	86.99**	74.56	76.1
p <= 3	22.09	18.94	28.1	52.14	44.69	53.1
p <= 4	20.84	17.86	22.0	30.04	25.75	34.9
p <= 5	5.028	4.31	15.7	9.206	7.891	20.0
p <= 6	4.178	3.581	9.2	4.178	3.581	9.2

standardized \beta' eigenvectors

Lpib	Lmwh	Lconcem	Livfci	Livfexp	Lminter
1.0000	-0.21625	-0.14875	-0.12524	-0.089316	-0.097201
4.0468	1.0000	-0.90230	2.0802	-4.8319	0.11419
1.3015	3.6322	1.0000	2.0681	1.1809	-4.3360
3.7331	-0.12101	-0.67291	1.0000	-0.12830	-1.0140
-86.181	59.842	-45.935	-21.180	1.0000	-13.715
16.494	-2.3270	9.8283	-8.6957	-10.926	1.0000
11.236	-15.563	-0.60514	-9.3382	-28.593	6.6708
Lmk	Constant				
-0.014759	1.7175				
-0.34978	-9.1719				
0.38325	-32.773				
-0.38228	1.7810				
31.503	79.600				
-7.3886	0.49202				
1.0000	244.71				

standardized \alpha coefficients

Lpib	-0.99418	-0.027725	-0.014422	0.056658	0.00060246	-0.0014886
Lmwh	0.30808	-0.059448	-0.0080771	0.026188	-0.0018421	-0.00088438
Lconcem	1.5310	0.0038351	-0.031013	0.16791	0.0025260	-0.0065077
Livfci	1.4116	-0.17272	-0.064278	0.0081642	0.0030840	-0.0010600
Livfexp	-0.87222	0.060597	-0.025895	0.057847	0.0017363	-7.4387e-005
Lminter	-1.1671	-0.14697	0.041705	0.33028	0.0025393	0.00048284
Lmk	-1.2618	-0.094694	-0.15388	0.38723	-0.0045216	-0.0015635
Lpib	0.00050640					
Lmwh	0.0026566					
Lconcem	0.00048018					
Livfci	-0.0012089					
Livfexp	0.0028815					
Lminter	0.00072128					
Lmk	-0.0025859					

long-run matrix Po=\alpha*\beta', rank 7

Lpib	Lmwh	Lconcem	Livfci	Livfexp	Lminter
Lpib	-0.98442	0.15967	0.077739	0.089122	0.20085
Lmwh	0.32878	-0.30810	0.056434	-0.13087	0.17869
Lconcem	1.8133	-0.30137	-0.55547	-0.081374	-0.15354
Livfci	0.36261	-0.50661	-0.27525	-0.70566	0.68076
					0.062074

¹ Estimaciones realizadas con Pc-Fiml 9.0 Doornik y Hendry.

Livfexp	-0.56324	0.20739	-0.071990	0.17655	-0.33274	0.14066
Lminter	-0.67742	0.35654	0.013342	0.19224	0.79791	-0.44860
Lmk	-0.064915	-0.65430	0.052580	0.16355	0.42534	0.42961
	Lmk	Constant				
Lpib	0.027669	-0.70846				
Lmwh	-0.045702	1.8888				
Lconcem	0.028128	4.2250				
Livfci	0.11561	6.0788				
Livfexp	0.017770	-0.25879				
Lminter	0.035510	-1.0561				
Lmk	-0.28874	3.4407				

Number of lags used in the analysis: 1
 Variables entered unrestricted:
 CSeason CSeason_2 CSeason_1 i200203
 Variables entered restricted:
 Constant

Contrastes de exclusión

General cointegration restrictions:
 &7=0;
 Analysis of restrictions on \alpha and \beta:
 - linear restrictions
 - \alpha x \beta restrictions are variation free
 - \alpha is unrestricted
 - \beta has only within-equation restrictions
 - the restrictions do not identify all cointegrating vectors

General cointegration test 1993 (2) to 2005 (2)

\beta'	Lpib	Lmwh	Lconcem	Livfci	Livfexp	Lminter
	0.00000	0.17813	-0.023318	0.25241	-0.40248	0.037703
	Lmk	Constant				
	-0.031233	-1.5593				

\alpha	Lpib	Lmwh	Lconcem	Livfci	Livfexp	Lminter
	-0.15842	-0.63912	-0.12592	-2.0142	0.73879	-1.2892
	Lmk	-0.72980				

Standard errors of alpha	Lpib	Lmwh	Lconcem	Livfci	Livfexp	Lminter
	0.18428	0.28765	0.53933	0.46321	0.32243	0.61197
	Lmk	0.97055				

Restricted long-run matrix Po=\alpha*\beta', rank 1

	Lpib	Lmwh	Lconcem	Livfci	Livfexp	Lminter
Lpib	0.00000	-0.028219	0.0036941	-0.039988	0.063763	-0.0059730
Lmwh	0.00000	-0.11384	0.014903	-0.16132	0.25724	-0.024097
Lconcem	0.00000	-0.022429	0.0029362	-0.031783	0.050680	-0.0047475
Livfci	0.00000	-0.35878	0.046967	-0.50841	0.81068	-0.075940
Livfexp	0.00000	0.13160	-0.017227	0.18648	-0.29735	0.027854
Lminter	0.00000	-0.22964	0.030061	-0.32541	0.51888	-0.048606
Lmk	0.00000	-0.13000	0.017018	-0.18421	0.29373	-0.027515
	Lmk	Constant				
Lpib	0.0049480	0.24703				
Lmwh	0.019962	0.99660				
Lconcem	0.0039328	0.19635				
Livfci	0.062909	3.1408				
Livfexp	-0.023075	-1.1520				


```

Lminter      0.040265      2.0103
Lmk           0.022794      1.1380

Standard errors of long-run matrix
Lpib          0.00000      0.032826      0.0042971      0.046515      0.074170      0.0069479
Lmwh          0.00000      0.051238      0.0067075      0.072607      0.11577      0.010845
Lconcem       0.00000      0.096070      0.012576      0.13613      0.21707      0.020334
Livfci        0.00000      0.082510      0.010801      0.11692      0.18643      0.017464
Livfexp       0.00000      0.057433      0.0075184      0.081385      0.12977      0.012156
Lminter       0.00000      0.10901      0.014270      0.15447      0.24631      0.023073
Lmk           0.00000      0.17288      0.022632      0.24498      0.39063      0.036592
Lpib          0.0057557      0.28736
Lmwh          0.0089842      0.44854
Lconcem       0.016845      0.84099
Livfci        0.014467      0.72229
Livfexp       0.010070      0.50277
Lminter       0.019114      0.95425
Lmk           0.030313      1.5134

Moving average impact matrix
Lpib          0.73376      0.0019794      -0.073787      -0.38609      -0.25192      -0.40440
Lmwh          -0.0030547      0.87814      0.015952      -0.17268      0.27535      -0.025793
Lconcem       0.11387      0.015952      0.99791      0.022605      -0.036045      0.0033765
Livfci        0.59584      -0.17268      0.022605      0.75531      0.39018      -0.036550
Livfexp       0.38878      0.27535      -0.036045      0.39018      0.37785      0.058280
Lminter       0.62409      -0.025793      0.0033765      -0.036550      0.058280      0.99454
Lmk           0.45633      0.021367      -0.0027971      0.030278      -0.048280      0.0045226
Lpib          -0.29569
Lmwh          0.021367
Lconcem       -0.0027971
Livfci        0.030278
Livfexp       -0.048280
Lminter       0.0045226
Lmk           0.99625

```

The restrictions do not identify all cointegrating vectors.
loglik = 991.42085 -log|\Omega| = 40.466157 unrestr. loglik = 1002.6727
LR-test, rank=1: Chi^2(1) = 22.504 [0.0000] **

General cointegration restrictions:
&8=0;
Analysis of restrictions on \alpha and \beta:
- linear restrictions
- \alpha x \beta restrictions are variation free
- \alpha is unrestricted
- \beta has only within-equation restrictions
- the restrictions do not identify all cointegrating vectors

General cointegration test 1993 (2) to 2005 (2)

```

\beta'
      Lpib      Lmwh      Lconcem      Livfci      Livfexp      Lminter
      -1.4061      0.00000      0.23765      -0.12729      0.55193      0.18890
      Lmk      Constant
      0.028043      0.053268

\alpha
      Lpib      0.41774
      Lmwh      0.45221
      Lconcem     -0.20218
      Livfci      1.1553
      Livfexp     -0.17287
      Lminter      0.95622
      Lmk          1.7411

Standard errors of alpha
      Lpib      0.12596
      Lmwh      0.21957
      Lconcem     0.40786
      Livfci      0.38193

```

```

Livfexp      0.25721
Lminter      0.46478
Lmk          0.69214

```

Restricted long-run matrix $Po = \alpha' \beta'$, rank 1

	Lpib	Lmwh	Lconcem	Livfci	Livfexp	Lminter
Lpib	-0.58738	0.00000	0.099274	-0.053173	0.23056	0.078909
Lmwh	-0.63586	0.00000	0.10747	-0.057561	0.24959	0.085421
Lconcem	0.28429	0.00000	-0.048048	0.025735	-0.11159	-0.038192
Livfci	-1.6245	0.00000	0.27456	-0.14706	0.63765	0.21823
Livfexp	0.24307	0.00000	-0.041082	0.022004	-0.095411	-0.032654
Lminter	-1.3445	0.00000	0.22724	-0.12172	0.52777	0.18063
Lmk	-2.4482	0.00000	0.41376	-0.22162	0.96096	0.32889

	Lmk	Constant
Lpib	0.011715	0.022252
Lmwh	0.012681	0.024089
Lconcem	-0.0056698	-0.010770
Livfci	0.032398	0.061542
Livfexp	-0.0048477	-0.0092084
Lminter	0.026815	0.050936
Lmk	0.048825	0.092745

Reduced form β'

	Lmwh	Lconcem	Livfci	Livfexp	Lminter	Lmk
Lpib	0.00000	0.16901	-0.090525	0.39252	0.13434	0.019944
Constant						
Lpib	0.037884					

Standard errors of long-run matrix

	Lpib	Lmwh	Lconcem	Livfci	Livfexp	Lminter	Lmk
Lpib	0.17711	0.00000	0.029934	0.016033	0.069522	0.023794	
Lmwh	0.30874	0.00000	0.052180	0.027948	0.12119	0.041476	
Lconcem	0.57349	0.00000	0.096926	0.051916	0.22511	0.077043	
Livfci	0.53703	0.00000	0.090763	0.048615	0.21080	0.072144	
Livfexp	0.36166	0.00000	0.061125	0.032740	0.14196	0.048586	
Lminter	0.65353	0.00000	0.11045	0.059161	0.25653	0.087796	
Lmk	0.97323	0.00000	0.16449	0.088102	0.38201	0.13074	

	Lpib	Lmwh	Lconcem	Livfci	Livfexp	Lminter	Lmk
Lpib	0.0035323	0.0067097					
Lmwh	0.0061573	0.011696					
Lconcem	0.011438	0.021726					
Livfci	0.010710	0.020345					
Livfexp	0.0072129	0.013701					
Lminter	0.013034	0.024758					
Lmk	0.019410	0.036869					

Moving average impact matrix

	Lpib	Lmwh	Lconcem	Livfci	Livfexp	Lminter	Lmk
Lpib	0.17371	-0.015147	0.14588	-0.11321	0.32887	0.078546	
Lmwh	0.17284	1.1577	0.081301	0.32162	0.29230	0.45417	
Lconcem	0.076415	-0.070516	0.95128	-0.13717	-0.15942	-0.21289	
Livfci	0.35926	0.40294	0.21433	1.8181	0.76216	1.1656	
Livfexp	0.29087	-0.060292	-0.059811	-0.10756	0.82153	-0.19646	
Lminter	0.48764	0.33350	0.16208	0.68535	0.59524	1.9525	
Lmk	0.68360	0.60724	0.31156	1.2391	1.1220	1.7475	

	Lpib	Lmwh	Lconcem	Livfci	Livfexp	Lminter	Lmk
Lpib	-0.041903						
Lmwh	0.62516						
Lconcem	-0.28097						
Livfci	1.5979						
Livfexp	-0.24237						
Lminter	1.3208						
Lmk	3.4068						

The restrictions do not identify all cointegrating vectors.

loglik = 991.98964 $-\log|\Omega| = 40.489373$ unrestr. loglik = 1002.6727
 LR-test, rank=1: $\chi^2(1) = 21.366$ [0.0000] **

General cointegration restrictions:

&9=0;

Analysis of restrictions on α and β :

- linear restrictions
- $\alpha \times \beta$ restrictions are variation free
- α is unrestricted
- β has only within-equation restrictions

- the restrictions do not identify all cointegrating vectors

General cointegration test 1993 (2) to 2005 (2)

\beta'	Lpib	Lmwh	Lconcem	Livfci	Livfexp	Lminter
	0.33175	-0.20609	0.00000	-0.22884	0.29090	-0.074031
	Lmk	Constant				
	0.012810	1.5303				

\alpha	
Lpib	-0.066652
Lmwh	0.78072
Lconcem	0.0094487
Livfci	1.9687
Livfexp	-1.0965
Lminter	1.1008
Lmk	0.22198

Standard errors of alpha	
Lpib	0.21699
Lmwh	0.33451
Lconcem	0.63085
Livfci	0.57543
Livfexp	0.36288
Lminter	0.73200
Lmk	1.1413

Restricted long-run matrix $Po = \alpha * \beta'$, rank 1

	Lpib	Lmwh	Lconcem	Livfci	Livfexp	Lminter
Lpib	-0.022112	0.013736	0.00000	0.015253	-0.019389	0.0049343
Lmwh	0.25900	-0.16090	0.00000	-0.17866	0.22711	-0.057797
Lconcem	0.0031346	-0.0019472	0.00000	-0.0021623	0.0027486	-0.00069949
Livfci	0.65311	-0.40572	0.00000	-0.45052	0.57270	-0.14574
Livfexp	-0.36377	0.22598	0.00000	0.25093	-0.31898	0.081176
Lminter	0.36517	-0.22685	0.00000	-0.25190	0.32021	-0.081490
Lmk	0.073642	-0.045748	0.00000	-0.050799	0.064575	-0.016434
	Lmk	Constant				
Lpib	-0.00085379	-0.10200				
Lmwh	0.010001	1.1947				
Lconcem	0.00012103	0.014459				
Livfci	0.025218	3.0127				
Livfexp	-0.014046	-1.6780				
Lminter	0.014100	1.6845				
Lmk	0.0028435	0.33969				

Reduced form β'

	Lmwh	Lconcem	Livfci	Livfexp	Lminter	Lmk
Lpib	0.62122	0.00000	0.68981	-0.87688	0.22315	-0.038613
	Constant					
Lpib	-4.6128					

Standard errors of long-run matrix

	Lpib	Lmwh	Lconcem	Livfci	Livfexp	Lminter	Lmk
Lpib	0.071985	0.044718	0.00000	0.049656	0.063122	0.016064	
Lmwh	0.11097	0.068939	0.00000	0.076551	0.097311	0.024764	
Lconcem	0.20928	0.13001	0.00000	0.14436	0.18351	0.046702	
Livfci	0.19090	0.11859	0.00000	0.13168	0.16739	0.042600	
Livfexp	0.12038	0.074784	0.00000	0.083041	0.10556	0.026864	
Lminter	0.24284	0.15085	0.00000	0.16751	0.21294	0.054190	
Lmk	0.37863	0.23521	0.00000	0.26118	0.33201	0.084493	
Lpib	0.0027795	0.33205					
Lmwh	0.0042850	0.51190					
Lconcem	0.0080809	0.96537					
Livfci	0.0073711	0.88057					
Livfexp	0.0046483	0.55530					
Lminter	0.0093766	1.1202					
Lmk	0.014620	1.7465					

Moving average impact matrix

	Lpib	Lmwh	Lconcem	Livfci	Livfexp	Lminter	Lmk
Lpib	0.69427	0.13239	0.0034200	0.54581	-0.18489	0.34447	
Lmwh	0.29392	0.84728	0.00087784	-0.067224	0.21609	0.021351	

Lconcem	-0.0010337	-0.00076711	1.0000	0.00038704	0.0010890	0.00064680
Livfci	0.20583	-0.25904	0.0022136	0.97049	0.36693	0.099130
Livfexp	-0.41548	0.21513	-0.0012329	0.095114	0.69562	-0.029761
Lminter	0.015835	-0.12146	0.0012377	0.0094536	0.17217	1.0638
Lmk	-0.047864	-0.012469	0.00024960	0.015259	0.017746	0.017190
Lpib	0.089683					
Lmwh	0.034625					
Lconcem	0.00035184					
Livfci	0.079475					
Livfexp	-0.048670					
Lminter	0.042984					
Lmk	1.0079					

The restrictions do not identify all cointegrating vectors.
loglik = 992.18555 -log|\Omega| = 40.497369 unrestr. loglik = 1002.6727
LR-test, rank=1: Chi^2(1) = 20.974 [0.0000] **

General cointegration restrictions:
&l0=0;
Analysis of restrictions on \alpha and \beta:
- linear restrictions
- \alpha x \beta restrictions are variation free
- \alpha is unrestricted
- \beta has only within-equation restrictions
- the restrictions do not identify all cointegrating vectors

General cointegration test 1993 (2) to 2005 (2)

\beta'	Lpib	Lmwh	Lconcem	Livfci	Livfexp	Lminter
	-1.2389	0.15375	0.18675	0.00000	0.27409	0.14020
	Lmk	Constant				
	0.035741	-1.0830				

\alpha	
Lpib	0.83439
Lmwh	0.34013
Lconcem	-0.93445
Livfci	1.1359
Livfexp	0.062256
Lminter	1.4750
Lmk	1.7430

Standard errors of alpha	
Lpib	0.22639
Lmwh	0.41968
Lconcem	0.73884
Livfci	0.75272
Livfexp	0.47534
Lminter	0.86683
Lmk	1.3358

Restricted long-run matrix Po=\alpha*\beta', rank 1

	Lpib	Lmwh	Lconcem	Livfci	Livfexp	Lminter
Lpib	-1.0337	0.12829	0.15582	0.00000	0.22870	0.11698
Lmwh	-0.42138	0.052295	0.063519	0.00000	0.093227	0.047688
Lconcem	1.1577	-0.14367	-0.17451	0.00000	-0.25612	-0.13101
Livfci	-1.4072	0.17464	0.21213	0.00000	0.31133	0.15926
Livfexp	-0.077127	0.0095718	0.011626	0.00000	0.017064	0.0087285
Lminter	-1.8273	0.22677	0.27545	0.00000	0.40427	0.20680
Lmk	-2.1593	0.26798	0.32550	0.00000	0.47773	0.24437
	Lmk	Constant				
Lpib	0.029822	-0.90367				
Lmwh	0.012157	-0.36837				
Lconcem	-0.033398	1.0120				
Livfci	0.040597	-1.2302				
Livfexp	0.0022251	-0.067425				
Lminter	0.052716	-1.5974				
Lmk	0.062294	-1.8877				

Reduced form \beta'						
	Lmwh	Lconcem	Livfci	Livfexp	Lminter	Lmk
Lpib	0.12410	0.15074	0.00000	0.22124	0.11317	0.028850
	Constant					
Lpib	-0.87421					

Standard errors of long-run matrix						
Lpib	0.28047	0.034807	0.042278	0.00000	0.062051	0.031741
Lmwh	0.51993	0.064525	0.078375	0.00000	0.11503	0.058841
Lconcem	0.91533	0.11360	0.13798	0.00000	0.20251	0.10359
Livfci	0.93251	0.11573	0.14057	0.00000	0.20631	0.10553
Livfexp	0.58888	0.073083	0.088769	0.00000	0.13029	0.066644
Lminter	1.0739	0.13327	0.16188	0.00000	0.23759	0.12153
Lmk	1.6548	0.20537	0.24945	0.00000	0.36612	0.18728
Lpib	0.0080913	0.24519				
Lmwh	0.015000	0.45453				
Lconcem	0.026407	0.80019				
Livfci	0.026903	0.81521				
Livfexp	0.016989	0.51481				
Lminter	0.030981	0.93880				
Lmk	0.047741	1.4467				

Moving average impact matrix						
Lpib	0.12052	0.15754	0.12264	0.057918	0.25311	0.20305
Lmwh	0.18133	1.0937	-0.062775	0.14887	0.095769	0.23812
Lconcem	-0.029506	-0.28586	1.1380	-0.40899	-0.31371	-0.68008
Livfci	0.21052	0.33691	-0.18058	1.4972	0.36248	0.81704
Livfexp	0.22242	0.0056940	-0.025410	0.027248	0.99710	0.033134
Lminter	0.38123	0.43095	-0.24242	0.64556	0.45903	2.0550
Lmk	0.35053	0.51531	-0.27911	0.76285	0.55323	1.2522
Lpib	0.12146					
Lmwh	0.23985					
Lconcem	-0.66555					
Livfci	0.80656					
Livfexp	0.041238					
Lminter	1.0458					
Lmk	2.2372					

The restrictions do not identify all cointegrating vectors.
loglik = 996.26366 -log|\Omega| = 40.663823 unrestr. loglik = 1002.6727
LR-test, rank=1: Chi^2(1) = 12.818 [0.0003] **

General cointegration restrictions:
&l1=0;
Analysis of restrictions on \alpha and \beta:
- linear restrictions
- \alpha x \beta restrictions are variation free
- \alpha is unrestricted
- \beta has only within-equation restrictions
- the restrictions do not identify all cointegrating vectors

General cointegration test 1993 (2) to 2005 (2)

\beta'						
	Lpib	Lmwh	Lconcem	Livfci	Livfexp	Lminter
	-0.83444	0.20542	0.11931	0.14279	0.00000	0.093054
	Lmk	Constant				
	0.0069077	-1.6333				

\alpha	
Lpib	0.82117
Lmwh	-0.66867
Lconcem	-1.4673
Livfci	-2.4927
Livfexp	1.3245
Lminter	0.16601
Lmk	0.79343

Standard errors of alpha	
Lpib	0.33469

Lmwh	0.57377
Lconcem	1.0125
Livfci	0.99503
Livfexp	0.62390
Lminter	1.2328
Lmk	1.8719

Restricted long-run matrix $Po = \alpha \beta'$, rank 1

	Lpib	Lmwh	Lconcem	Livfci	Livfexp	Lminter
Lpib	-0.68521	0.16869	0.097970	0.11725	0.00000	0.076413
Lmwh	0.55796	-0.13736	-0.079776	-0.095478	0.00000	-0.062223
Lconcem	1.2244	-0.30142	-0.17506	-0.20952	0.00000	-0.13654
Livfci	2.0800	-0.51207	-0.29740	-0.35593	0.00000	-0.23196
Livfexp	-1.1052	0.27209	0.15803	0.18913	0.00000	0.12325
Lminter	-0.13852	0.034102	0.019806	0.023704	0.00000	0.015448
Lmk	-0.66206	0.16299	0.094660	0.11329	0.00000	0.073831
	Lmk	Constant				
Lpib	0.0056723	-1.3412				
Lmwh	-0.0046190	1.0922				
Lconcem	-0.010136	2.3966				
Livfci	-0.017219	4.0715				
Livfexp	0.0091495	-2.1634				
Lminter	0.0011467	-0.27114				
Lmk	0.0054807	-1.2959				

Reduced form β'

	Lmwh	Lconcem	Livfci	Livfexp	Lminter	Lmk
Lpib	0.24618	0.14298	0.17112	0.00000	0.11152	0.0082783
	Constant					
Lpib	-1.9574					

Standard errors of long-run matrix

	Lpib	Lmwh	Lconcem	Livfci	Livfexp	Lminter	Lmk
Lpib	0.27928	0.068753	0.039930	0.047790	0.00000	0.031144	
Lmwh	0.47878	0.11787	0.068455	0.081928	0.00000	0.053392	
Lconcem	0.84485	0.20799	0.12079	0.14457	0.00000	0.094215	
Livfci	0.83029	0.20440	0.11871	0.14208	0.00000	0.092592	
Livfexp	0.52061	0.12816	0.074435	0.089086	0.00000	0.058057	
Lminter	1.0287	0.25324	0.14708	0.17603	0.00000	0.11472	
Lmk	1.5620	0.38454	0.22333	0.26729	0.00000	0.17419	
	Lpib	Lmwh	Lconcem	Livfci	Livfexp	Lminter	Lmk
Lpib	0.0023119	0.54666					
Lmwh	0.0039634	0.93717					
Lconcem	0.0069938	1.6537					
Livfci	0.0068734	1.6252					
Livfexp	0.0043097	1.0190					
Lminter	0.0085157	2.0135					
Lmk	0.012931	3.0575					

Moving average impact matrix

	Lpib	Lmwh	Lconcem	Livfci	Livfexp	Lminter	Lmk
Lpib	0.14290	0.18557	0.23051	0.35968	-0.15067	0.030718	
Lmwh	0.25558	0.93193	0.066246	0.15150	-0.12985	-0.076804	
Lconcem	0.18595	-0.10456	1.1714	0.36360	-0.28495	-0.14824	
Livfci	0.24816	-0.16953	0.29587	1.6233	-0.48408	-0.24817	
Livfexp	-0.046052	0.079827	-0.16317	-0.33833	1.2572	0.12722	
Lminter	0.099469	-0.0025743	-0.027756	-0.051148	0.032238	1.0102	
Lmk	-0.019774	0.046884	-0.098285	-0.20332	0.15408	0.075784	
	Lpib	Lmwh	Lconcem	Livfci	Livfexp	Lminter	Lmk
Lpib	-0.086575						
Lmwh	-0.082278						
Lconcem	-0.17904						
Livfci	-0.30389						
Livfexp	0.16113						
Lminter	0.019772						
Lmk	1.0965						

The restrictions do not identify all cointegrating vectors.

loglik = 1001.0782 -log|\Omega| = 40.860334 unrestr. loglik = 1002.6727
 LR-test, rank=1: $\chi^2(1) = 3.189$ [0.0741]

General cointegration restrictions:

&l2=0;

Analysis of restrictions on α and β :

- linear restrictions

- \alpha x \beta restrictions are variation free
- \alpha is unrestricted
- \beta has only within-equation restrictions
- the restrictions do not identify all cointegrating vectors

General cointegration test 1993 (2) to 2005 (2)

\beta'						
	Lpib	Lmwh	Lconcem	Livfci	Livfexp	Lminter
	-0.74196	0.22650	0.12062	0.14397	0.099115	0.00000
	Lmk	Constant				
	0.012898	-1.8114				

\alpha	
Lpib	0.77404
Lmwh	-0.37762
Lconcem	-1.4619
Livfci	-2.1291
Livfexp	0.40194
Lminter	2.6759
Lmk	-0.83551

Standard errors of alpha	
Lpib	0.33284
Lmwh	0.57297
Lconcem	1.0003
Livfci	1.0011
Livfexp	0.64462
Lminter	1.1500
Lmk	1.8497

Restricted long-run matrix $Po = \alpha * \beta'$, rank 1

	Lpib	Lmwh	Lconcem	Livfci	Livfexp	Lminter
Lpib	-0.57431	0.17532	0.093366	0.11144	0.076719	0.00000
Lmwh	0.28018	-0.085531	-0.045549	-0.054365	-0.037428	0.00000
Lconcem	1.0847	-0.33112	-0.17634	-0.21047	-0.14490	0.00000
Livfci	1.5797	-0.48225	-0.25682	-0.30652	-0.21103	0.00000
Livfexp	-0.29822	0.091039	0.048482	0.057866	0.039838	0.00000
Lminter	-1.9855	0.60610	0.32278	0.38525	0.26523	0.00000
Lmk	0.61992	-0.18924	-0.10078	-0.12029	-0.082811	0.00000
	Lmk	Constant				
Lpib	0.0099836	-1.4021				
Lmwh	-0.0048706	0.68404				
Lconcem	-0.018856	2.6482				
Livfci	-0.027461	3.8567				
Livfexp	0.0051842	-0.72809				
Lminter	0.034515	-4.8473				
Lmk	-0.010776	1.5135				

Reduced form \beta'

	Lmwh	Lconcem	Livfci	Livfexp	Lminter	Lmk
Lpib	0.30527	0.16257	0.19404	0.13358	0.00000	0.017384
	Constant					
Lpib	-2.4414					

Standard errors of long-run matrix

	Lpib	Lmwh	Lconcem	Livfci	Livfexp	Lminter
Lpib	0.24696	0.075389	0.040148	0.047918	0.032989	0.00000
Lmwh	0.42512	0.12978	0.069113	0.082489	0.056790	0.00000
Lconcem	0.74221	0.22658	0.12066	0.14401	0.099147	0.00000
Livfci	0.74276	0.22674	0.12075	0.14412	0.099221	0.00000
Livfexp	0.47829	0.14601	0.077756	0.092805	0.063892	0.00000
Lminter	0.85326	0.26048	0.13872	0.16556	0.11398	0.00000
Lmk	1.3724	0.41895	0.22311	0.26629	0.18333	0.00000
Lpib	0.0042930	0.60292				
Lmwh	0.0073903	1.0379				
Lconcem	0.012902	1.8120				
Livfci	0.012912	1.8134				
Livfexp	0.0083144	1.1677				
Lminter	0.014833	2.0832				
Lmk	0.023857	3.3506				

```

Moving average impact matrix
Lpib      0.15249    0.17399    0.22250    0.30514    0.017721   -0.27559
Lmwh      0.27674    0.90287    0.015728   0.039330   -0.072851   -0.14317
Lconcem   0.13123    -0.23834    1.1342     0.23979    -0.22177    -0.55426
Livfci     0.15171    -0.34135    0.19855     1.3529    -0.32046    -0.80722
Livfexp    0.12836    0.041444   -0.049729   -0.081236    1.0504     0.15239
Lminter    0.034269    0.39607    -0.26709    -0.46447    0.38835     2.0145
Lmk        0.0053345   -0.12601    0.082143    0.14353    -0.12228    -0.31677
Lpib      0.093741
Lmwh      0.038020
Lconcem    0.15503
Livfci     0.22611
Livfexp    -0.043995
Lminter    -0.28606
Lmk        1.0892

```

The restrictions do not identify all cointegrating vectors.
loglik = 996.72553 -log|\Omega| = 40.682675 unrestr. loglik = 1002.6727
LR-test, rank=1: Chi^2(1) = 11.894 [0.0006] **

General cointegration restrictions:
&l3=0;
Analysis of restrictions on \alpha and \beta:
- linear restrictions
- \alpha x \beta restrictions are variation free
- \alpha is unrestricted
- \beta has only within-equation restrictions
- the restrictions do not identify all cointegrating vectors

General cointegration test 1993 (2) to 2005 (2)

```

\beta'
      Lpib      Lmwh      Lconcem      Livfci      Livfexp      Lminter
-0.88036    0.19494    0.14112    0.14114    0.052530    0.093165
      Lmk      Constant
0.00000    -1.6646

```

```

\alpha
Lpib      0.94296
Lmwh      -0.26947
Lconcem   -1.5713
Livfci     -1.9539
Livfexp    0.97000
Lminter    0.88539
Lmk        2.0596

```

```

Standard errors of alpha
Lpib      0.31639
Lmwh      0.56479
Lconcem   0.97910
Livfci     0.99101
Livfexp    0.61972
Lminter    1.1911
Lmk        1.7966

```

```

Restricted long-run matrix Po=\alpha*\beta', rank 1
      Lpib      Lmwh      Lconcem      Livfci      Livfexp      Lminter
Lpib    -0.83015    0.18382    0.13307    0.13309    0.049534    0.087851
Lmwh     0.23723   -0.052531   -0.038028   -0.038033   -0.014155   -0.025105
Lconcem   1.3833   -0.30632   -0.22174   -0.22177   -0.082541   -0.14639
Livfci     1.7201   -0.38090   -0.27574   -0.27577   -0.10264   -0.18204
Livfexp   -0.85396    0.18910    0.13689    0.13691    0.050955    0.090370
Lminter   -0.77947    0.17260    0.12495    0.12496    0.046510    0.082488
Lmk       -1.8132    0.40151    0.29066    0.29070    0.10819     0.19189
      Lmk      Constant
Lpib     0.00000    -1.5697
Lmwh     0.00000    0.44856
Lconcem   0.00000     2.6156
Livfci    0.00000     3.2525
Livfexp    0.00000    -1.6147

```



```

Lminter      0.00000    -1.4739
Lmk          0.00000    -3.4285

Reduced form \beta'
      Lmwh      Lconcem      Livfci      Livfexp      Lminter      Lmk
Lpib      0.22144      0.16030      0.16032      0.059669      0.10583      0.00000
      Constant
Lpib      -1.8908

Standard errors of long-run matrix
Lpib      0.27854      0.061678      0.044649      0.044655      0.016620      0.029476
Lmwh      0.49722      0.11010      0.079704      0.079715      0.029669      0.052619
Lconcem    0.86196      0.19087      0.13817      0.13819      0.051432      0.091217
Livfci     0.87245      0.19319      0.13985      0.13987      0.052058      0.092327
Livfexp    0.54558      0.12081      0.087455      0.087467      0.032554      0.057736
Lminter    1.0486      0.23219      0.16808      0.16811      0.062567      0.11097
Lmk        1.5817      0.35024      0.25354      0.25357      0.094376      0.16738
Lpib      0.00000      0.52667
Lmwh      0.00000      0.94017
Lconcem    0.00000      1.6298
Livfci     0.00000      1.6497
Livfexp    0.00000      1.0316
Lminter    0.00000      1.9827
Lmk        0.00000      2.9907

Moving average impact matrix
Lpib      0.10534      0.15576      0.21321      0.24114      -0.034124      0.00041976
Lmwh      0.20756      0.94671      0.018621      0.034516      -0.057691      -0.067617
Lconcem    0.13937      -0.19539      1.1921      0.28478      -0.30533      -0.33916
Livfci     0.13636      -0.23899      0.24173      1.3570      -0.37860      -0.41985
Livfexp    0.064175      0.10444      -0.13029      -0.18751      1.1841      0.20164
Lminter    0.10721      0.090096      -0.12271      -0.17495      0.16665      1.1816
Lmk        0.016290      0.23469      -0.26729      -0.38880      0.39444      0.43433
Lpib      -0.15033
Lmwh      -0.085600
Lconcem    -0.49915
Livfci     -0.62069
Livfexp    0.30814
Lminter    0.28126
Lmk        1.6543

```

The restrictions do not identify all cointegrating vectors.
loglik = 1001.3572 -log|\Omega| = 40.871724 unrestr. loglik = 1002.6727
LR-test, rank=1: $\chi^2(1) = 2.6309$ [0.1048]

Contrastes de exogeneidad débil

General cointegration restrictions:
&0=0;
Analysis of restrictions on \alpha and \beta:
- linear restrictions
- \alpha x \beta restrictions are variation free
- \alpha has only within-equation restrictions
- \alpha restrictions are homogenous
- \alpha restrictions are simple
- \beta is unrestricted
- the restrictions do not identify all cointegrating vectors

General cointegration test 1993 (2) to 2005 (2)

```

\beta'
      Lpib      Lmwh      Lconcem      Livfci      Livfexp      Lminter
-1.0029      0.24366      0.15716      0.15277      0.043643      0.094841
      Lmk      Constant
0.012340      -2.0205

\alpha
Lpib      0.00000
Lmwh      -0.87941
Lconcem    -3.1964

```

```

Livfci      -3.4134
Livfexp     0.24598
Lminter     -1.0905
Lmk         -1.7931

```

Standard errors of alpha

```

Lpib        0.00000
Lmwh        0.48812
Lconcem     0.59526
Livfci      0.72407
Livfexp     0.51137
Lminter     0.88938
Lmk         1.4663

```

Restricted long-run matrix Po= $\alpha \beta'$, rank 1

	Lpib	Lmwh	Lconcem	Livfci	Livfexp	Lminter
Lpib	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000
Lmwh	0.88192	-0.21427	-0.13820	-0.13435	-0.038380	-0.083404
Lconcem	3.2056	-0.77884	-0.50234	-0.48833	-0.13950	-0.30315
Livfci	3.4231	-0.83169	-0.53643	-0.52147	-0.14897	-0.32373
Livfexp	-0.24668	0.059935	0.038657	0.037579	0.010735	0.023329
Lminter	1.0936	-0.26571	-0.17138	-0.16660	-0.047594	-0.10342
Lmk	1.7982	-0.43690	-0.28180	-0.27394	-0.078256	-0.17006

	Lmk	Constant
Lpib	0.00000	0.00000
Lmwh	-0.010852	1.7768
Lconcem	-0.039444	6.4582
Livfci	-0.042121	6.8966
Livfexp	0.0030354	-0.49699
Lminter	-0.013457	2.2033
Lmk	-0.022127	3.6228

Reduced form β'

	Lmwh	Lconcem	Livfci	Livfexp	Lminter	Lmk
Lpib	0.24296	0.15671	0.15234	0.043519	0.094571	0.012305
	Constant					
Lpib	-2.0147					

Moving average impact matrix

Lpib	0.24508	0.13996	0.59528	0.63746	-0.052430	0.19819
Lmwh	0.31695	0.91429	0.27392	0.30460	-0.065872	0.060321
Lconcem	0.46495	-0.23038	2.0480	1.1580	-0.22489	0.25083
Livfci	0.48232	-0.24434	1.1202	2.2377	-0.23986	0.26851
Livfexp	0.016789	0.011520	-0.084649	-0.093007	1.0162	-0.021719
Lminter	0.19751	-0.083188	0.35456	0.39220	-0.077548	1.0838
Lmk	0.18931	-0.12079	0.59331	0.65490	-0.12464	0.14400
Lpib	0.34293					
Lmwh	0.21459					
Lconcem	0.78408					
Livfci	0.83738					
Livfexp	-0.060653					
Lminter	0.26727					
Lmk	1.4403					

The restrictions do not identify all cointegrating vectors.

loglik = 998.83123 -log $|\Omega|$ = 40.768622 unrestr. loglik = 1002.6727

LR-test, rank=1: $\chi^2(1) = 7.6829$ [0.0056] **

General cointegration restrictions:

&l=0;

Analysis of restrictions on α and β :

- linear restrictions
- $\alpha \times \beta$ restrictions are variation free
- α has only within-equation restrictions
- α restrictions are homogenous
- α restrictions are simple
- β is unrestricted
- the restrictions do not identify all cointegrating vectors

General cointegration test 1993 (2) to 2005 (2)

```

\beta'
      Lpib      Lmwh      Lconcem      Livfci      Livfexp      Lminter
-0.93566      0.19772      0.14062      0.11356      0.090551      0.091150
      Lmk      Constant
0.013559      -1.5767

\alpha
      Lpib      1.1320
      Lmwh      0.00000
      Lconcem      -1.6322
      Livfci      -1.4092
      Livfexp      0.92374
      Lminter      1.4114
      Lmk      1.7676

Standard errors of alpha
      Lpib      0.30921
      Lmwh      0.00000
      Lconcem      1.0285
      Livfci      1.0659
      Livfexp      0.65041
      Lminter      1.2328
      Lmk      1.8110

Restricted long-run matrix Po=\alpha*\beta', rank 1
      Lpib      Lmwh      Lconcem      Livfci      Livfexp      Lminter
      Lpib      -1.0592      0.22383      0.15919      0.12855      0.10251      0.10318
      Lmwh      0.00000      0.00000      0.00000      0.00000      0.00000      0.00000
      Lconcem      1.5272      -0.32272      -0.22952      -0.18535      -0.14780      -0.14877
      Livfci      1.3185      -0.27863      -0.19816      -0.16003      -0.12760      -0.12845
      Livfexp      -0.86431      0.18264      0.12990      0.10490      0.083645      0.084199
      Lminter      -1.3206      0.27907      0.19848      0.16028      0.12781      0.12865
      Lmk      -1.6539      0.34950      0.24857      0.20073      0.16006      0.16112
      Lmk      Constant
      Lpib      0.015349      -1.7848
      Lmwh      0.00000      0.00000
      Lconcem      -0.022131      2.5735
      Livfci      -0.019107      2.2218
      Livfexp      0.012525      -1.4564
      Lminter      0.019138      -2.2254
      Lmk      0.023967      -2.7870

Reduced form \beta'
      Lmwh      Lconcem      Livfci      Livfexp      Lminter      Lmk
      Lpib      0.21132      0.15029      0.12137      0.096777      0.097418      0.014491
      Constant
      Lpib      -1.6851

Moving average impact matrix
      Lpib      0.088426      0.17548      0.16984      0.13967      0.054878      0.041954
      Lmwh      0.20139      0.97923      -0.014770      -0.011927      -0.0095105      -0.0095734
      Lconcem      0.064865      -0.27286      1.2546      0.23067      -0.37890      -0.51379
      Livfci      0.048007      -0.23475      0.22043      1.1996      -0.32675      -0.44321
      Livfexp      0.13658      0.13655      -0.15682      -0.14081      1.2063      0.28254
      Lminter      0.16061      0.21361      -0.23609      -0.21231      0.31742      1.4340
      Lmk      0.098679      0.27808      -0.28815      -0.25982      0.40236      0.54840
      Lpib      -0.036739
      Lmwh      -0.0014241
      Lconcem      -0.50464
      Livfci      -0.43563
      Livfexp      0.28437
      Lminter      0.43485
      Lmk      1.5453

The restrictions do not identify all cointegrating vectors.
loglik = 1002.5362 -log|\Omega| = 40.919845 unrestr. loglik = 1002.6727
LR-test, rank=1: Chi^2(1) = 0.27302 [0.6013]

General cointegration restrictions:
&2=0;

```

Analysis of restrictions on \alpha and \beta:

- linear restrictions
- \alpha x \beta restrictions are variation free
- \alpha has only within-equation restrictions
- \alpha restrictions are homogenous
- \alpha restrictions are simple
- \beta is unrestricted
- the restrictions do not identify all cointegrating vectors

General cointegration test 1993 (2) to 2005 (2)

\beta'						
	Lpib	Lmwh	Lconcem	Livfci	Livfexp	Lminter
	-0.96566	0.20931	0.13741	0.12323	0.084806	0.095078
	Lmk	Constant				
	0.014747	-1.6218				

\alpha	
Lpib	1.4131
Lmwh	-0.30311
Lconcem	0.00000
Livfci	-0.69512
Livfexp	1.3628
Lminter	1.9140
Lmk	2.2980

Standard errors of alpha	
Lpib	0.19017
Lmwh	0.56626
Lconcem	0.00000
Livfci	0.92628
Livfexp	0.56325
Lminter	1.1042
Lmk	1.7411

Restricted long-run matrix $Po = \alpha * \beta'$, rank 1

	Lpib	Lmwh	Lconcem	Livfci	Livfexp	Lminter
Lpib	-1.3645	0.29576	0.19417	0.17414	0.11984	0.13435
Lmwh	0.29270	-0.063442	-0.041649	-0.037353	-0.025705	-0.028819
Lconcem	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000
Livfci	0.67125	-0.14549	-0.095515	-0.085662	-0.058950	-0.066090
Livfexp	-1.3160	0.28524	0.18726	0.16794	0.11557	0.12957
Lminter	-1.8483	0.40061	0.26300	0.23587	0.16232	0.18198
Lmk	-2.2191	0.48099	0.31577	0.28319	0.19489	0.21849
	Lmk	Constant				
Lpib	0.020838	-2.2917				
Lmwh	-0.0044698	0.49157				
Lconcem	0.00000	0.00000				
Livfci	-0.010251	1.1273				
Livfexp	0.020096	-2.2101				
Lminter	0.028225	-3.1040				
Lmk	0.033888	-3.7269				

Reduced form \beta'

	Lmwh	Lconcem	Livfci	Livfexp	Lminter	Lmk
Lpib	0.21675	0.14229	0.12762	0.087821	0.098459	0.015271
	Constant					
Lpib	-1.6794					

Moving average impact matrix

Lpib	0.11674	0.22861	0.15614	0.11888	0.13782	0.16626
Lmwh	0.17390	0.94275	-0.047305	-0.0084799	-0.095745	-0.12620
Lconcem	0.13560	-0.014342	0.99058	-0.0084441	-0.0058109	-0.0065148
Livfci	0.046730	-0.094066	-0.084038	1.0025	-0.20449	-0.27249
Livfexp	0.23050	0.15035	0.14239	-0.024915	1.3871	0.51876
Lminter	0.30002	0.21367	0.20163	-0.033516	0.54467	1.7297
Lmk	0.26211	0.26691	0.24890	-0.034132	0.65817	0.88084
Lpib	0.086662					
Lmwh	-0.11730					
Lconcem	-0.0010104					
Livfci	-0.26637					

Livfexp	0.51983
Lminter	0.73025
Lmk	1.8775

The restrictions do not identify all cointegrating vectors.
loglik = 1001.4835 -log|\Omega| = 40.876877 unrestr. loglik = 1002.6727
LR-test, rank=1: Chi^2(1) = 2.3784 [0.1230]

General cointegration restrictions:

&3=0;

Analysis of restrictions on \alpha and \beta:

- linear restrictions
- \alpha x \beta restrictions are variation free
- \alpha has only within-equation restrictions
- \alpha restrictions are homogenous
- \alpha restrictions are simple
- \beta is unrestricted
- the restrictions do not identify all cointegrating vectors

General cointegration test 1993 (2) to 2005 (2)

\beta'	Lpib	Lmwh	Lconcem	Livfci	Livfexp	Lminter
	-0.98317	0.19851	0.14378	0.10470	0.11077	0.097696
	Lmk	Constant				
	0.016741	-1.5432				

\alpha	
Lpib	1.2628
Lmwh	-0.20202
Lconcem	-1.1181
Livfci	0.00000
Livfexp	0.81597
Lminter	1.8608
Lmk	2.1974

Standard errors of alpha	
Lpib	0.26342
Lmwh	0.57531
Lconcem	0.90426
Livfci	0.00000
Livfexp	0.63508
Lminter	1.1220
Lmk	1.7552

Restricted long-run matrix Po=\alpha*\beta', rank 1

	Lpib	Lmwh	Lconcem	Livfci	Livfexp	Lminter
Lpib	-1.2416	0.25068	0.18157	0.13222	0.13988	0.12337
Lmwh	0.19862	-0.040102	-0.029047	-0.021152	-0.022377	-0.019737
Lconcem	1.0993	-0.22196	-0.16077	-0.11707	-0.12385	-0.10924
Livfci	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000
Livfexp	-0.80223	0.16197	0.11732	0.085435	0.090383	0.079717
Lminter	-1.8295	0.36938	0.26755	0.19483	0.20612	0.18179
Lmk	-2.1605	0.43621	0.31596	0.23008	0.24341	0.21468
	Lmk	Constant				
Lpib	0.021141	-1.9488				
Lmwh	-0.0033821	0.31177				
Lconcem	-0.018719	1.7256				
Livfci	0.00000	0.00000				
Livfexp	0.013661	-1.2592				
Lminter	0.031153	-2.8717				
Lmk	0.036789	-3.3912				

Reduced form \beta'

	Lmwh	Lconcem	Livfci	Livfexp	Lminter	Lmk
Lpib	0.20190	0.14625	0.10650	0.11266	0.099369	0.017028
	Constant					
Lpib	-1.5697					

Moving average impact matrix

Lpib	0.10293	0.20691	0.13017	0.11130	0.13429	0.14157
Lmwh	0.17279	0.95510	0.0036796	-0.027651	-0.059648	-0.095116
Lconcem	0.028775	-0.15701	1.0866	-0.10478	-0.27908	-0.48142
Livfci	0.10171	-0.010032	-0.0072663	0.99471	-0.0055978	-0.0049372
Livfexp	0.18853	0.093912	-0.078191	0.065567	1.1921	0.34115
Lminter	0.27946	0.22901	-0.16756	0.15735	0.44644	1.7853
Lmk	0.23421	0.27989	-0.19103	0.19081	0.53248	0.93201
Lpib	0.062343					
Lmwh	-0.086278					
Lconcem	-0.46981					
Livfci	-0.00084605					
Livfexp	0.34110					
Lminter	0.77913					
Lmk	1.9209					

The restrictions do not identify all cointegrating vectors.
loglik = 1002.0066 -log|\Omega| = 40.898228 unrestr. loglik = 1002.6727
LR-test, rank=1: Chi^2(1) = 1.3322 [0.2484]

General cointegration restrictions:
&4=0;
Analysis of restrictions on \alpha and \beta:
- linear restrictions
- \alpha x \beta restrictions are variation free
- \alpha has only within-equation restrictions
- \alpha restrictions are homogenous
- \alpha restrictions are simple
- \beta is unrestricted
- the restrictions do not identify all cointegrating vectors

General cointegration test 1993 (2) to 2005 (2)

\beta'	Lpib	Lmwh	Lconcem	Livfci	Livfexp	Lminter
	-0.92363	0.19459	0.14267	0.10761	0.10263	0.084611
	Lmk	Constant				
	0.014337	-1.5761				

\alpha	Lpib	Lmwh	Lconcem	Livfci	Livfexp	Lminter
	0.91431	-0.30206	-2.2937	-1.3626	0.00000	1.2938
	Lmk	1.4181				

Standard errors of alpha	Lpib	Lmwh	Lconcem	Livfci	Livfexp	Lminter
	0.29687	0.60332	0.95355	1.0910	0.00000	1.2563
	Lmk	1.9480				

Restricted long-run matrix Po=\alpha*\beta', rank 1

	Lpib	Lmwh	Lconcem	Livfci	Livfexp	Lminter
Lpib	-0.84449	0.17791	0.13045	0.098386	0.093834	0.077361
Lmwh	0.27900	-0.058778	-0.043096	-0.032504	-0.031000	-0.025558
Lconcem	2.1185	-0.44633	-0.32725	-0.24682	-0.23540	-0.19407
Livfci	1.2586	-0.26515	-0.19441	-0.14663	-0.13984	-0.11529
Livfexp	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000
Lminter	-1.1950	0.25175	0.18459	0.13922	0.13278	0.10947
Lmk	-1.3098	0.27594	0.20232	0.15259	0.14553	0.11998
	Lmk	Constant				
Lpib	0.013108	-1.4411				
Lmwh	-0.0043307	0.47609				
Lconcem	-0.032885	3.6151				
Livfci	-0.019536	2.1477				

```

Livfexp      0.00000      0.00000
Lminter      0.018549     -2.0391
Lmk          0.020331     -2.2350

Reduced form \beta'
      Lmwh      Lconcem      Livfci      Livfexp      Lminter      Lmk
Lpib      0.21068      0.15447      0.11650      0.11111      0.091608      0.015522
      Constant
Lpib      -1.7064

Moving average impact matrix
Lpib      0.097189      0.15513      0.26798      0.17478      0.069960      -0.038620
Lmwh      0.20013      0.94788      0.068603      0.032808      -0.035700      -0.096123
Lconcem    0.14341      -0.25433      1.6246      0.32734      -0.19649      -0.66841
Livfci     0.10875      -0.15351      0.36930      1.1931      -0.11801      -0.39814
Livfexp    0.10581      -0.010873      -0.0079723      -0.0060128      0.99427      -0.0047279
Lminter    0.089314      0.12596      -0.36515      -0.19431      0.10161      1.3694
Lmk        0.017061      0.14637      -0.39414      -0.20838      0.11575      0.40851
Lpib      -0.095775
Lmwh      -0.078084
Lconcem    -0.58250
Livfci     -0.34623
Livfexp    -0.00080112
Lminter    0.32728
Lmk        1.3593

The restrictions do not identify all cointegrating vectors.
loglik = 1001.8134  -log|\Omega| = 40.890342  unrestr. loglik = 1002.6727
LR-test, rank=1: Chi^2(1) = 1.7187 [0.1899]

General cointegration restrictions:
&5=0;
Analysis of restrictions on \alpha and \beta:
- linear restrictions
- \alpha x \beta restrictions are variation free
- \alpha has only within-equation restrictions
- \alpha restrictions are homogenous
- \alpha restrictions are simple
- \beta is unrestricted
- the restrictions do not identify all cointegrating vectors

General cointegration test 1993 (2) to 2005 (2)

\beta'
      Lpib      Lmwh      Lconcem      Livfci      Livfexp      Lminter
-0.90007      0.19520      0.13380      0.11573      0.065822      0.093797
      Lmk      Constant
0.012482      -1.5660

\alpha
Lpib      0.90319
Lmwh      -0.46344
Lconcem    -2.0026
Livfci     -2.0408
Livfexp    0.96162
Lminter    0.00000
Lmk        1.0292

Standard errors of alpha
Lpib      0.27632
Lmwh      0.60479
Lconcem    0.98784
Livfci     1.0162
Livfexp    0.66444
Lminter    0.00000
Lmk        1.9267

Restricted long-run matrix Po=\alpha*\beta', rank 1
      Lpib      Lmwh      Lconcem      Livfci      Livfexp      Lminter
Lpib      -0.81293      0.17630      0.12085      0.10453      0.059449      0.084716

```

Lmwh	0.41712	-0.090464	-0.062008	-0.053636	-0.030504	-0.043469
Lconcem	1.8024	-0.39090	-0.26795	-0.23177	-0.13181	-0.18784
Livfci	1.8369	-0.39837	-0.27306	-0.23619	-0.13433	-0.19142
Livfexp	-0.86552	0.18771	0.12867	0.11129	0.063295	0.090197
Lminter	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000
Lmk	-0.92639	0.20091	0.13771	0.11912	0.067747	0.096541
	Lmk	Constant				
Lpib	0.011274	-1.4144				
Lmwh	-0.0057848	0.72573				
Lconcem	-0.024997	3.1360				
Livfci	-0.025474	3.1959				
Livfexp	0.012003	-1.5059				
Lminter	0.00000	0.00000				
Lmk	0.012847	-1.6118				

Reduced form \beta'

	Lmwh	Lconcem	Livfci	Livfexp	Lminter	Lmk
Lpib	0.21687	0.14866	0.12858	0.073130	0.10421	0.013868
	Constant					
Lpib	-1.7399					

Moving average impact matrix

Lpib	0.10966	0.16330	0.26638	0.25870	-0.047405	0.058055
Lmwh	0.21659	0.94331	0.085402	0.096632	-0.10156	-0.043661
Lconcem	0.18484	-0.16548	1.4235	0.46467	-0.41204	-0.15048
Livfci	0.16654	-0.16633	0.43317	1.4749	-0.41913	-0.15224
Livfexp	0.048903	0.064897	-0.21335	-0.23177	1.1929	0.065260
Lminter	0.099268	-0.010503	-0.0071992	-0.0062272	-0.0035416	0.99495
Lmk	-0.0090079	0.075952	-0.22390	-0.24422	0.20870	0.072969
Lpib	-0.086619					
Lmwh	-0.081715					
Lconcem	-0.34802					
Livfci	-0.35452					
Livfexp	0.16618					
Lminter	-0.00067162					
Lmk	1.1783					

The restrictions do not identify all cointegrating vectors.

loglik = 1002.289 -log|\Omega| = 40.909756 unrestr. loglik = 1002.6727

LR-test, rank=1: $\chi^2(1) = 0.76734$ [0.3810]

General cointegration restrictions:

&6=0;

Analysis of restrictions on \alpha and \beta:

- linear restrictions
- \alpha x \beta restrictions are variation free
- \alpha has only within-equation restrictions
- \alpha restrictions are homogenous
- \alpha restrictions are simple
- \beta is unrestricted
- the restrictions do not identify all cointegrating vectors

General cointegration test 1993 (2) to 2005 (2)

\beta'

	Lpib	Lmwh	Lconcem	Livfci	Livfexp	Lminter
	-0.88730	0.19710	0.13214	0.11280	0.075932	0.083118
	Lmk	Constant				
	0.014256	-1.5614				

\alpha

Lpib	0.99544
Lmwh	-0.50230
Lconcem	-1.9391
Livfci	-1.9118
Livfexp	0.98957
Lminter	1.1404
Lmk	0.00000

Standard errors of alpha

Lpib	0.30605
Lmwh	0.59341
Lconcem	1.0390
Livfci	1.0627
Livfexp	0.68806
Lminter	1.2867
Lmk	0.00000

Restricted long-run matrix Po= $\alpha \cdot \beta'$, rank 1

	Lpib	Lmwh	Lconcem	Livfci	Livfexp	Lminter
Lpib	-0.88325	0.19620	0.13154	0.11228	0.075586	0.082740
Lmwh	0.44569	-0.099004	-0.066372	-0.056658	-0.038140	-0.041750
Lconcem	1.7205	-0.38220	-0.25623	-0.21873	-0.14724	-0.16117
Livfci	1.6963	-0.37682	-0.25262	-0.21565	-0.14516	-0.15890
Livfexp	-0.87805	0.19505	0.13076	0.11162	0.075140	0.082252
Lminter	-1.0119	0.22478	0.15069	0.12864	0.086595	0.094791
Lmk	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000

	Lmk	Constant
Lpib	0.014191	-1.5543
Lmwh	-0.0071608	0.78430
Lconcem	-0.027644	3.0278
Livfci	-0.027255	2.9851
Livfexp	0.014107	-1.5452
Lminter	0.016258	-1.7807
Lmk	0.00000	0.00000

Reduced form β'

	Lmwh	Lconcem	Livfci	Livfexp	Lminter	Lmk
Lpib	0.22214	0.14892	0.12713	0.085576	0.093676	0.016067
Constant						
Lpib	-1.7598					

Moving average impact matrix

Lpib	0.099308	0.17847	0.23592	0.22000	-0.017091	-0.022860
Lmwh	0.21174	0.94049	0.089346	0.096958	-0.11835	-0.13417
Lconcem	0.14298	-0.15670	1.3939	0.41611	-0.42876	-0.48715
Livfci	0.12222	-0.15246	0.38970	1.4114	-0.42193	-0.47943
Livfexp	0.080807	0.063311	-0.21218	-0.22188	1.2124	0.24158
Lminter	0.088418	0.073473	-0.24419	-0.25542	0.24497	1.2786
Lmk	0.015291	-0.0016564	-0.0011104	-0.00094790	-0.00063809	-0.00069849
Lpib	0.010273					
Lmwh	-0.0072350					
Lconcem	-0.022646					
Livfci	-0.022181					
Livfexp	0.010352					
Lminter	0.011967					
Lmk	0.99988					

The restrictions do not identify all cointegrating vectors.

loglik = 1002.4744 -log $|\Omega|$ = 40.917321 unrestr. loglik = 1002.6727

LR-test, rank=1: $\chi^2(1) = 0.39667$ [0.5288]

XI.4.2. Vector de cointegración (IVF PIB, componentes IA)

Test de Johansen

Cointegration analysis 1998 (2) to 2005 (3)

eigenvalue	loglik for rank
	396.057 0
0.836257	423.199 1
0.507702	433.829 2
0.160587	436.455 3
0.0118461	436.634 4

Ho:rank=p	-Tlog(1- μ)	using T-nm	95%	-T\Sum log(.)	using T-nm	95%
p == 0	54.28**	32.57**	23.8	81.15**	48.69**	39.9
p <= 1	21.26*	12.76	17.9	26.87*	16.12	24.3
p <= 2	5.252	3.151	11.4	5.609	3.365	12.5

```

p <= 3      0.3575      0.2145      3.8      0.3575      0.2145      3.8

standardized \beta' eigenvectors
      Lpib      expe      Lartemae      Lwt
      1.0000    -0.018962    -1.0817    0.017626
      2.9129      1.0000     -2.8380    -0.32850
     -0.80925    -0.18673      1.0000    -0.19135
      0.95075    -0.79028     -1.6667      1.0000

standardized \alpha coefficients
      Lpib      expe      Lartemae      Lwt
      -1.7413     0.029445    -0.011670    0.00054954
      -3.2910    -0.38549     0.25500    0.0038252
     -0.095085   -0.0075326   -0.013753    0.0024176
      -1.3905     0.18035     0.34572     0.016741

long-run matrix Po=\alpha*\beta', rank 4
      Lpib      expe      Lartemae      Lwt
      -1.6456     0.064209      1.7874    -0.037583
      -4.6167    -0.37373      4.9025     0.023659
     -0.10360   -0.0050719      0.10645    0.0058478
      -1.1290     0.12893      1.3100    -0.13317

Number of lags used in the analysis: 3
Variables entered unrestricted:
  CSeason_2 CSeason_1  CSeason

```

Contrastes de exclusión

```

General cointegration restrictions:
&4=0;
Analysis of restrictions on \alpha and \beta:
- linear restrictions
- \alpha x \beta restrictions are variation free
- \alpha is unrestricted
- \beta has only within-equation restrictions
- the restrictions do not identify all cointegrating vectors

```

General cointegration test 1998 (2) to 2005 (3)

```

\beta'
      Lpib      expe      Lartemae      Lwt
      0.00000    -0.69522    -0.20001      0.24190

\alpha
      Lpib      expe      Lartemae      Lwt
      -0.085003     0.48735     0.0084354    -0.29088

Standard errors of alpha
      Lpib      expe      Lartemae      Lwt
      0.048672     0.21303     0.022622     0.22187

Restricted long-run matrix Po=\alpha*\beta', rank 1
      Lpib      expe      Lartemae      Lwt
      0.00000     0.059096     0.017002    -0.020562
      0.00000    -0.33882    -0.097476     0.11789
      0.00000   -0.0058645   -0.0016872    0.0020405
      0.00000     0.20222     0.058178    -0.070362

Standard errors of long-run matrix
      Lpib      expe      Lartemae      Lwt
      0.00000     0.033838     0.0097350     0.011774
      0.00000     0.14811     0.042609     0.051532
      0.00000     0.015727     0.0045246     0.0054721
      0.00000     0.15425     0.044377     0.053670

Moving average impact matrix

```

Lpib	-1.0158	2.0949	-8.5178	-1.0222
expe	-1.9369	2.1702	-7.4926	0.042079
Lartemae	0.13724	0.23662	-0.94157	-0.098491
Lwt	-5.4534	6.4330	-22.313	0.039501

The restrictions do not identify all cointegrating vectors.
loglik = 407.15321 -log|\Omega| = 27.143547 unrestr. loglik = 423.1992
LR-test, rank=1: Chi^2(1) = 32.092 [0.0000] **

General cointegration restrictions:
&5=0;
Analysis of restrictions on \alpha and \beta:
- linear restrictions
- \alpha x \beta restrictions are variation free
- \alpha is unrestricted
- \beta has only within-equation restrictions
- the restrictions do not identify all cointegrating vectors

General cointegration test 1998 (2) to 2005 (3)

\beta'				
	Lpib	expe	Lartemae	Lwt
	1.3167	0.00000	-1.4180	0.015560

\alpha	
Lpib	-1.2502
expe	-3.4558
Lartemae	-0.088680
Lwt	-0.71573

Standard errors of alpha	
Lpib	0.21980
expe	1.4813
Lartemae	0.15723
Lwt	1.6131

Restricted long-run matrix Po=\alpha*\beta', rank 1				
	Lpib	expe	Lartemae	Lwt
Lpib	-1.6462	0.00000	1.7728	-0.019454
expe	-4.5504	0.00000	4.9003	-0.053774
Lartemae	-0.11677	0.00000	0.12575	-0.0013799
Lwt	-0.94243	0.00000	1.0149	-0.011137

Reduced form \beta'			
	expe	Lartemae	Lwt
Lpib	0.00000	1.0769	-0.011817

Standard errors of long-run matrix				
Lpib	0.28942	0.00000	0.31167	0.0034202
expe	1.9504	0.00000	2.1004	0.023049
Lartemae	0.20702	0.00000	0.22294	0.0024465
Lwt	2.1241	0.00000	2.2874	0.025101

Moving average impact matrix				
Lpib	2.9424	-0.062533	2.7333	0.092094
expe	15.530	2.6935	14.443	1.9409
Lartemae	2.5860	-0.056174	2.4025	0.10108
Lwt	-13.332	0.17268	-12.365	1.4181

The restrictions do not identify all cointegrating vectors.
loglik = 421.62017 -log|\Omega| = 28.108012 unrestr. loglik = 423.1992
LR-test, rank=1: Chi^2(1) = 3.1581 [0.0756]

General cointegration restrictions:
&6=0;
Analysis of restrictions on \alpha and \beta:
- linear restrictions
- \alpha x \beta restrictions are variation free
- \alpha is unrestricted

- \beta has only within-equation restrictions
- the restrictions do not identify all cointegrating vectors

General cointegration test 1998 (2) to 2005 (3)

```
\beta'
```

	Lpib	expe	Lartemae	Lwt
	0.18685	0.70058	0.00000	-0.24101


```
\alpha
```

	Lpib	expe	Lartemae	Lwt
		0.080697		
	expe	-0.49288		
	Lartemae	-0.0085861		
	Lwt	0.28627		

Standard errors of alpha

	Lpib	expe	Lartemae	Lwt
		0.048597		
	expe	0.20998		
	Lartemae	0.022424		
	Lwt	0.22014		

Restricted long-run matrix $Po = \alpha * \beta'$, rank 1

	Lpib	expe	Lartemae	Lwt
Lpib	0.015078	0.056534	0.00000	-0.019449
expe	-0.092092	-0.34530	0.00000	0.11879
Lartemae	-0.0016043	-0.0060153	0.00000	0.0020693
Lwt	0.053489	0.20056	0.00000	-0.068995

Reduced form β'

	expe	Lartemae	Lwt
Lpib	-3.7495	0.00000	1.2899

Standard errors of long-run matrix

	Lpib	expe	Lartemae	Lwt
Lpib	0.0090802	0.034046	0.00000	0.011712
expe	0.039233	0.14710	0.00000	0.050606
Lartemae	0.0041899	0.015710	0.00000	0.0054045
Lwt	0.041132	0.15422	0.00000	0.053055

Moving average impact matrix

	Lpib	expe	Lartemae	Lwt
Lpib	-1.2657	0.21393	-8.4869	-0.35937
expe	0.020785	0.25238	-6.3720	0.74974
Lartemae	-0.37464	0.084149	-0.87918	-0.045835
Lwt	-0.92082	0.89947	-25.102	1.9008

The restrictions do not identify all cointegrating vectors.
loglik = 407.0694 -log|\Omega| = 27.13796 unrestr. loglik = 423.1992
LR-test, rank=1: $\chi^2(1) = 32.26$ [0.0000] **

General cointegration restrictions:
&7=0;
Analysis of restrictions on α and β :
- linear restrictions
- $\alpha \times \beta$ restrictions are variation free
- α is unrestricted
- β has only within-equation restrictions
- the restrictions do not identify all cointegrating vectors

General cointegration test 1998 (2) to 2005 (3)

```
\beta'
```

	Lpib	expe	Lartemae	Lwt
	1.2868	0.0065051	-1.3747	0.00000


```
\alpha
```

	Lpib	expe	Lartemae	Lwt
		-1.1242		
	expe	-3.3578		
	Lartemae	-0.11056		
	Lwt	-0.14520		

Standard errors of alpha
 Lpib 0.23666
 expe 1.4291
 Lartemae 0.15105
 Lwt 1.5671

Restricted long-run matrix $Po = \alpha \beta'$, rank 1

	Lpib	expe	Lartemae	Lwt
Lpib	-1.4466	-0.0073132	1.5455	0.00000
expe	-4.3209	-0.021843	4.6161	0.00000
Lartemae	-0.14226	-0.00071918	0.15198	0.00000
Lwt	-0.18684	-0.00094453	0.19960	0.00000

Reduced form β'

	expe	Lartemae	Lwt
Lpib	-0.0050553	1.0683	0.00000

Standard errors of long-run matrix

	Lpib	expe	Lartemae	Lwt
Lpib	0.30453	0.0015395	0.32534	0.00000
expe	1.8390	0.0092968	1.9647	0.00000
Lartemae	0.19437	0.00098260	0.20765	0.00000
Lwt	2.0165	0.010194	2.1543	0.00000

Moving average impact matrix

	Lpib	expe	Lartemae	Lwt
Lpib	2.9699	-0.047231	2.7797	0.094746
expe	13.892	2.7373	13.016	1.5340
Lartemae	2.8457	-0.031258	2.6635	0.095946
Lwt	-21.720	-0.41452	-20.333	1.1445

The restrictions do not identify all cointegrating vectors.

loglik = 418.08032 $-\log|\Omega| = 27.872021$ unrestr. loglik = 423.1992

LR-test, rank=1: $\chi^2(1) = 10.238$ [0.0014] **

Contrastes de exogeneidad débil

General cointegration restrictions:

$\alpha = 0$;

Analysis of restrictions on α and β :

- linear restrictions

- $\alpha \times \beta$ restrictions are variation free

- α has only within-equation restrictions

- α restrictions are homogenous

- α restrictions are simple

- β is unrestricted

- the restrictions do not identify all cointegrating vectors

General cointegration test 1998 (2) to 2005 (3)

β'

	Lpib	expe	Lartemae	Lwt
	-1.5105	-0.028996	1.3849	-0.014429

α

	Lpib	expe	Lartemae	Lwt
Lpib	0.00000			
expe	4.1106			
Lartemae	0.17614			
Lwt	-0.84527			

Standard errors of alpha

	Lpib	expe	Lartemae	Lwt
Lpib	0.00000			
expe	0.90700			
Lartemae	0.11249			
Lwt	1.1352			

Restricted long-run matrix $Po = \alpha \beta'$, rank 1

	Lpib	expe	Lartemae	Lwt
Lpib	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000
expe	-6.2092	-0.11919	5.6927	-0.059312
Lartemae	-0.26606	-0.0051073	0.24393	-0.0025415
Lwt	1.2768	0.024509	-1.1706	0.012197

Reduced form \beta'

	expe	Lartemae	Lwt
Lpib	-0.019196	0.91681	-0.0095523

Moving average impact matrix

	expe	Lartemae	Lwt
Lpib	-0.066710	-0.33422	-0.079318
expe	8.8262	3.4350	9.7126
Lartemae	-0.022350	-0.29560	-0.029710
Lwt	-12.898	-0.28531	-14.066

The restrictions do not identify all cointegrating vectors.

loglik = 414.31021 -log|\Omega| = 27.620681 unrestr. loglik = 425.52793

LR-test, rank=1: Chi²(1) = 22.435 [0.0000] **

General cointegration restrictions:

&l=0;

Analysis of restrictions on \alpha and \beta:

- linear restrictions
- \alpha x \beta restrictions are variation free
- \alpha has only within-equation restrictions
- \alpha restrictions are homogenous
- \alpha restrictions are simple
- \beta is unrestricted
- the restrictions do not identify all cointegrating vectors

General cointegration test 1998 (2) to 2005 (3)

\beta'

	Lpib	expe	Lartemae	Lwt
	-0.98858	0.026878	1.0564	-0.020172

\alpha

	Lpib	expe	Lartemae	Lwt
Lpib	1.8791			
expe	0.00000			
Lartemae	0.061978			
Lwt	0.92278			

Standard errors of alpha

	Lpib	expe	Lartemae	Lwt
Lpib	0.21250			
expe	0.00000			
Lartemae	0.20566			
Lwt	2.0172			

Restricted long-run matrix Po=\alpha*\beta', rank 1

	Lpib	expe	Lartemae	Lwt
Lpib	-1.8577	0.050506	1.9851	-0.037905
expe	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000
Lartemae	-0.061270	0.0016658	0.065473	-0.0012502
Lwt	-0.91225	0.024802	0.97482	-0.018614

Reduced form \beta'

	expe	Lartemae	Lwt
Lpib	0.027188	1.0686	-0.020405

Moving average impact matrix

	expe	Lartemae	Lwt
Lpib	2.6434	-0.23998	2.4857
expe	-8.1444	1.5929	-7.6515
Lartemae	2.5458	-0.25778	2.3946
Lwt	-7.0734	0.38366	-6.6067

The restrictions do not identify all cointegrating vectors.

loglik = 423.16548 -log|\Omega| = 28.211032 unrestr. loglik = 425.52793

LR-test, rank=1: Chi²(1) = 4.7249 [0.0297] *

General cointegration restrictions:

&2=0;

Analysis of restrictions on \alpha and \beta:

- linear restrictions

- \alpha x \beta restrictions are variation free
- \alpha has only within-equation restrictions
- \alpha restrictions are homogenous
- \alpha restrictions are simple
- \beta is unrestricted
- the restrictions do not identify all cointegrating vectors

General cointegration test 1998 (2) to 2005 (3)

\beta'	Lpib	expe	Lartemae	Lwt
	-1.2487	0.023626	1.3166	-0.023446

\alpha	
Lpib	1.3927
expe	2.9359
Lartemae	0.00000
Lwt	0.53949

Standard errors of alpha

Lpib	0.20150
expe	1.6464
Lartemae	0.00000
Lwt	1.5399

Restricted long-run matrix $Po = \alpha * \beta'$, rank 1

	Lpib	expe	Lartemae	Lwt
Lpib	-1.7391	0.032905	1.8337	-0.032655
expe	-3.6660	0.069363	3.8654	-0.068836
Lartemae	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000
Lwt	-0.67366	0.012746	0.71031	-0.012649

Reduced form \beta'

	expe	Lartemae	Lwt
Lpib	0.018921	1.0544	-0.018777

Moving average impact matrix

Lpib	0.99829	-0.14861	0.95100	0.086318
expe	1.2808	1.8149	1.2108	1.6091
Lartemae	0.84032	-0.16256	0.80128	0.078380
Lwt	-4.6883	0.61488	-4.4321	1.4257

The restrictions do not identify all cointegrating vectors.
loglik = 425.09269 -log|\Omega| = 28.339512 unrestr. loglik = 425.52793
LR-test, rank=1: $\chi^2(1) = 0.87048$ [0.3508]

General cointegration restrictions:

&3=0;

Analysis of restrictions on \alpha and \beta:

- linear restrictions
- \alpha x \beta restrictions are variation free
- \alpha has only within-equation restrictions
- \alpha restrictions are homogenous
- \alpha restrictions are simple
- \beta is unrestricted
- the restrictions do not identify all cointegrating vectors

General cointegration test 1998 (2) to 2005 (3)

\beta'	Lpib	expe	Lartemae	Lwt
	-1.2754	0.022218	1.3297	-0.023197

\alpha	
Lpib	1.3367
expe	3.1205
Lartemae	0.093898
Lwt	0.00000

Standard errors of alpha
 Lpib 0.20035
 expe 1.6011
 Lartemae 0.15349
 Lwt 0.00000

Restricted long-run matrix $Po = \alpha \beta'$, rank 1

	Lpib	expe	Lartemae	Lwt
Lpib	-1.7048	0.029698	1.7774	-0.031007
expe	-3.9799	0.069332	4.1493	-0.072387
Lartemae	-0.11976	0.0020863	0.12486	-0.0021782
Lwt	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000

Reduced form β'

	expe	Lartemae	Lwt
Lpib	0.017420	1.0426	-0.018188

Moving average impact matrix

	Lpib	expe	Lartemae	Lwt
Lpib	1.1189	-0.14624	1.0776	0.10963
expe	0.43359	1.8417	0.40797	1.3102
Lartemae	0.93312	-0.16210	0.89952	0.10200
Lwt	-7.6138	0.51271	-7.2929	1.0740

The restrictions do not identify all cointegrating vectors.
 loglik = 425.26743 $-\log|\Omega| = 28.351162$ unrestr. loglik = 425.52793
 LR-test, rank=1: $\chi^2(1) = 0.521$ [0.4704]

General cointegration restrictions:

$\alpha_2=0; \alpha_3=0;$

Analysis of restrictions on α and β :

- linear restrictions
- $\alpha \times \beta$ restrictions are variation free
- α has only within-equation restrictions
- α restrictions are homogenous
- α restrictions are simple
- β is unrestricted
- the restrictions do not identify all cointegrating vectors

General cointegration test 1998 (2) to 2005 (3)

β'

	Lpib	expe	Lartemae	Lwt
	-1.2453	0.022743	1.3093	-0.022968

α

	Lpib	expe	Lartemae	Lwt
Lpib	1.3789			
expe	2.9612			
Lartemae	0.00000			
Lwt	0.00000			

Standard errors of alpha

	Lpib	expe	Lartemae	Lwt
Lpib	0.19888			
expe	1.6411			
Lartemae	0.00000			
Lwt	0.00000			

Restricted long-run matrix $Po = \alpha \beta'$, rank 1

	Lpib	expe	Lartemae	Lwt
Lpib	-1.7171	0.031359	1.8053	-0.031670
expe	-3.6875	0.067345	3.8770	-0.068012
Lartemae	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000
Lwt	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000

Reduced form β'

	expe	Lartemae	Lwt
Lpib	0.018263	1.0514	-0.018444

Moving average impact matrix

	Lpib	expe	Lartemae	Lwt
Lpib	0.89798	-0.15350	0.85834	0.089965
expe	0.0020789	1.7881	-0.0067126	1.2752

Lartemae	0.74901	-0.16698	0.71679	0.084851
Lwt	-5.9884	0.57423	-5.6843	1.2218

The restrictions do not identify all cointegrating vectors.
loglik = 424.99655 -log|\Omega| = 28.333103 unrestr. loglik = 425.52793
LR-test, rank=1: Chi^2(2) = 1.0628 [0.5878]

General cointegration restrictions:
&2=0;&3=0;&1=0;
Analysis of restrictions on \alpha and \beta:
- linear restrictions
- \alpha x \beta restrictions are variation free
- \alpha has only within-equation restrictions
- \alpha restrictions are homogenous
- \alpha restrictions are simple
- \beta is unrestricted
- the restrictions do not identify all cointegrating vectors

General cointegration test 1998 (2) to 2005 (3)

\beta'				
	Lpib	expe	Lartemae	Lwt
	-0.13747	0.0035838	0.14889	-0.0026507

\alpha	
Lpib	13.015
expe	0.00000
Lartemae	0.00000
Lwt	0.00000

Standard errors of alpha	
Lpib	1.3868
expe	0.00000
Lartemae	0.00000
Lwt	0.00000

Restricted long-run matrix Po=\alpha*\beta', rank 1				
	Lpib	expe	Lartemae	Lwt
Lpib	-1.7892	0.046645	1.9379	-0.034500
expe	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000
Lartemae	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000
Lwt	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000

Reduced form \beta'			
	expe	Lartemae	Lwt
Lpib	0.026071	1.0831	-0.019282

Moving average impact matrix				
Lpib	2.3982	-0.066871	2.2174	0.091986
expe	-9.2854	1.4450	-8.5950	0.70789
Lartemae	2.2071	-0.093458	2.0416	0.091715
Lwt	-12.954	0.17207	-11.940	1.3383

The restrictions do not identify all cointegrating vectors.
loglik = 421.21051 -log|\Omega| = 28.080701 unrestr. loglik = 423.1992
LR-test, rank=1: Chi^2(3) = 3.9774 [0.2639]

Exogenidad y exclusion de expectativas

General cointegration restrictions:
&2=0;&3=0;&1=0;&5=0;
Analysis of restrictions on \alpha and \beta:
- linear restrictions
- \alpha x \beta restrictions are variation free
- \alpha has only within-equation restrictions
- \alpha restrictions are homogenous
- \alpha restrictions are simple
- \beta has only within-equation restrictions
- the restrictions do not identify all cointegrating vectors

General cointegration test 1998 (2) to 2005 (3)

```
\beta'
      Lpib      expe      Lartemae      Lwt
      1.8211      0.00000      -1.9607      0.020926
```

```
\alpha
      Lpib      -1.0749
      expe      0.00000
      Lartemae      0.00000
      Lwt      0.00000
```

```
Standard errors of alpha
      Lpib      0.12051
      expe      0.00000
      Lartemae      0.00000
      Lwt      0.00000
```

```
Restricted long-run matrix Po=\alpha*\beta', rank 1
      Lpib      expe      Lartemae      Lwt
      Lpib      -1.9575      0.00000      2.1076      -0.022494
      expe      0.00000      0.00000      0.00000      0.00000
      Lartemae      0.00000      0.00000      0.00000      0.00000
      Lwt      0.00000      0.00000      0.00000      0.00000
```

```
Reduced form \beta'
      expe      Lartemae      Lwt
      Lpib      0.00000      1.0767      -0.011491
```

```
Moving average impact matrix
      Lpib      2.5525      -0.084651      2.3715      0.073153
      expe      -9.0109      1.2740      -8.3614      0.71788
      Lartemae      2.2277      -0.076836      2.0699      0.083030
      Lwt      -13.401      0.16728      -12.432      1.4137
```

The restrictions do not identify all cointegrating vectors.
loglik = 417.63421 -log|\Omega| = 27.842281 unrestr. loglik = 423.1992
LR-test, rank=1: Chi^2(4) = 11.13 [0.0251] *

Contrastes de homogeneidad

General cointegration restrictions:
&1=0; &3=0; &2=0; &4=-&5-&6-&7;
Analysis of restrictions on \alpha and \beta:
- linear restrictions
- \alpha x \beta restrictions are variation free
- \alpha has only within-equation restrictions
- \alpha restrictions are homogenous
- \alpha restrictions are simple
- \beta has only within-equation restrictions
- the restrictions do not identify all cointegrating vectors

General cointegration test 1998 (2) to 2005 (3)

```
\beta'
      Lpib      expe      Lartemae      Lwt
      -732.18      -49.971      777.28      4.8759
```

```
\alpha
      Lpib      0.0013515
      expe      0.00000
      Lartemae      0.00000
      Lwt      0.00000
```

```
Standard errors of alpha
      Lpib      0.00042028
      expe      0.00000
      Lartemae      0.00000
```

```

Lwt                0.00000

Restricted long-run matrix Po=\alpha*\beta', rank 1
      Lpib      expe      Lartemae      Lwt
Lpib      -0.98954      -0.067536      1.0505      0.0065898
expe      0.00000      0.00000      0.00000      0.00000
Lartemae   0.00000      0.00000      0.00000      0.00000
Lwt        0.00000      0.00000      0.00000      0.00000

Reduced form \beta'
      expe      Lartemae      Lwt
Lpib      -0.068250      1.0616      0.0066594

Moving average impact matrix
      Lpib      expe      Lartemae      Lwt
Lpib      2.8862      -0.089636      2.7129      0.026571
expe      -8.3997      0.89635      -7.8594      0.73683
Lartemae   2.2688      -0.026992      2.1351      0.062380
Lwt       -14.355      0.029251      -13.530      1.5972

The restrictions do not identify all cointegrating vectors.
loglik = 399.71419  -log|\Omega| = 26.647613  unrestr. loglik = 423.1992
LR-test, rank=1: Chi^2(4) = 46.97 [0.0000] **

```

XI.5. *Estimación no lineal del índice adelantado (IANL)*

XI.1.3. Estimación del umbral (switching models)

Programa EST SWMOD expe.prg

Ecuación auxiliar (expectativas)

Dependent Variable: Y
 Method: Least Squares
 Date: 02/28/06 Time: 09:24
 Sample(adjusted): 1998:3 2005:4
 Included observations: 30 after adjusting endpoints
 Convergence achieved after 57 iterations
 Backcast: 1998:2

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
Y(-1)	-0.113481	0.164465	-0.690001	0.4965
Y(-2)	0.793919	0.202902	3.912824	0.0006
Y(-2)*IE	-0.900371	0.230551	-3.905301	0.0006
Y(-3)	-0.319044	0.135981	-2.346241	0.0272
MA(1)	0.965711	0.122459	7.886016	0.0000
R-squared	0.643433	Mean dependent var		-0.002853
Adjusted R-squared	0.586383	S.D. dependent var		0.183911
S.E. of regression	0.118279	Akaike info criterion		-1.280532
Sum squared resid	0.349747	Schwarz criterion		-1.046999
Log likelihood	24.20797	Durbin-Watson stat		1.860348
Inverted MA Roots	-.97			

XI.1.4. Modelo uniecuacional

Dependent Variable: LOG(PIB)

Method: Least Squares

Date: 21/01/06 Time: 10:46

Sample(adjusted): 1998:1 2005:3

Included observations: 31 after adjusting endpoints

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0.366717	0.278191	1.318223	0.2031
DC1	-0.035709	0.004619	-7.731385	0.0000
DC2	-0.012543	0.006146	-2.040904	0.0554
DC3	-0.042699	0.004625	-9.232457	0.0000
PASCUA	-0.002942	0.001219	-2.412671	0.0261
LOG(ARTEMAE(-1))	0.848317	0.299029	2.836910	0.0105
LOG(ARTEMAE(-2))	-1.147105	0.546146	-2.100363	0.0493
LOG(ARTEMAE(-3))	1.311242	0.337169	3.888976	0.0010
EXPE(-1)*IE1(-2)	0.104876	0.027159	3.861537	0.0011
EXPE(-1)*(1-IE1(-2))	0.066672	0.016288	4.093192	0.0006
LOG(WT(-2))	-0.079910	0.023152	-3.451566	0.0027
LOG(WT(-3))	0.056379	0.025038	2.251744	0.0364
R-squared	0.985780	Mean dependent var		5.060501
Adjusted R-squared	0.977548	S.D. dependent var		0.088930
S.E. of regression	0.013325	Akaike info criterion		-5.513671
Sum squared resid	0.003374	Schwarz criterion		-4.958579
Log likelihood	97.46190	F-statistic		119.7442
Durbin-Watson stat	2.248546	Prob(F-statistic)		0.000000

Wald Test:

Equation: EQIANLNUEVAIE1

Test Statistic	Value	df	Probability
F-statistic	2.947591	(1, 19)	0.1023
Chi-square	2.947591	1	0.0860

Null Hypothesis Summary:

Normalized Restriction (= 0)	Value	Std. Err.
C(9) - C(10)	0.038205	0.022253

Restrictions are linear in coefficients.

XI.6. *Estimación univariante del PIB*

Dependent Variable: DLOG(PIB)

Method: Least Squares

Date: 09/02/06 Time: 12:09

Sample (adjusted): 1981:4 2004:3

Included observations: 92 after adjustments

Convergence achieved after 16 iterations

Backcast: 1979:4

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0.005853	0.003409	1.717035	0.0899
D(DC1)	-0.029519	0.004489	-6.575903	0.0000
D(DC2)	-0.020200	0.004887	-4.133649	0.0001
D(DC3)	-0.028355	0.004689	-6.047663	0.0000
D(PASCUA)	-0.002788	0.000619	-4.505220	0.0000
D(AFE>=198203)	-0.102306	0.023859	-4.287983	0.0001
D(AFE=199503)	-0.052202	0.016266	-3.209284	0.0019
D(AFE>=200203)	-0.095843	0.023434	-4.089906	0.0001
D(AFE>=200302)	0.049147	0.022689	2.166143	0.0333
D(AFE>=200304)	0.069226	0.023880	2.898869	0.0048
AR(1)	0.584559	0.245485	2.381245	0.0197
SAR(4)	0.366433	0.102090	3.589313	0.0006
MA(1)	-0.652892	0.246323	-2.650549	0.0097
R-squared	0.935283	Mean dependent var		0.002843
Adjusted R-squared	0.925453	S.D. dependent var		0.085623
S.E. of regression	0.023378	Akaike info criterion		-4.543788
Sum squared resid	0.043175	Schwarz criterion		-4.187448
Log likelihood	222.0142	F-statistic		95.14215
Durbin-Watson stat	1.858482	Prob(F-statistic)		0.000000
Inverted AR Roots	.78 -.78	.58	.00+.78i	-.00-.78i
Inverted MA Roots	.65			

XI.7. Estimación univariante del ICL-ICC-IAL-IANL

ICL

Dependent Variable: DLOG(ICL)

Method: Least Squares

Date: 09/02/06 Time: 18:49

Sample (adjusted): 1993:2 2005:2

Included observations: 49 after adjustments

Convergence achieved after 40 iterations

Backcast: 1992:2 1992:4

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
D(DC1)	-0.038786	0.003463	-11.19882	0.0000
D(DC2)	-0.011831	0.004631	-2.554549	0.0144
D(DC3)	-0.030348	0.003917	-7.747895	0.0000
D(AFE>=200002)	-0.079961	0.014659	-5.454665	0.0000
D(AFE>=200203)	-0.103151	0.016399	-6.290211	0.0000
D(PASCUA)	-0.002691	0.001026	-2.621860	0.0122
MA(2)	0.311622	0.107325	2.903540	0.0059
MA(3)	0.755089	0.076069	9.926352	0.0000
R-squared	0.946659	Mean dependent var		0.004743
Adjusted R-squared	0.937552	S.D. dependent var		0.089952
S.E. of regression	0.022479	Akaike info criterion		-4.604222
Sum squared resid	0.020717	Schwarz criterion		-4.295354
Log likelihood	120.8034	Durbin-Watson stat		2.119365
Inverted MA Roots	.40-.89i	.40+.89i	- .80	

Dependent Variable: DLOG(ICC)
 Method: Least Squares
 Date: 09/02/06 Time: 19:48
 Sample (adjusted): 1997:2 2005:2
 Included observations: 33 after adjustments
 Convergence achieved after 17 iterations
 Backcast: 1996:1 1996:4

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
D(DC1)	-0.027393	0.006252	-4.381733	0.0002
D(DC2)	-0.002380	0.007168	-0.331984	0.7426
D(DC3)	-0.047497	0.006691	-7.098457	0.0000
D(PASCUA)	-0.004513	0.000972	-4.640720	0.0001
MA(1)	0.445382	0.141121	3.156033	0.0040
MA(2)	0.417518	0.112352	3.716157	0.0010
MA(4)	0.619726	0.111642	5.551027	0.0000
R-squared	0.940263	Mean dependent var		0.003406
Adjusted R-squared	0.926478	S.D. dependent var		0.091580
S.E. of regression	0.024832	Akaike info criterion		-4.367542
Sum squared resid	0.016032	Schwarz criterion		-4.050101
Log likelihood	79.06444	Durbin-Watson stat		1.942855
Inverted MA Roots	.45+.67i	.45-.67i	-.67+.72i	-.67-.72i

Dependent Variable: DLOG(IAL)
Method: Least Squares
Date: 08/02/06 Time: 18:42
Sample (adjusted): 1998:3 2005:4
Included observations: 30 after adjustments
Convergence achieved after 7 iterations

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
D(DC1)	-0.030274	0.003481	-8.696375	0.0000
D(DC2)	-0.006739	0.003964	-1.700012	0.1021
D(DC3)	-0.047058	0.003663	-12.84594	0.0000
D(AFE>=199804)	-0.047769	0.018933	-2.523070	0.0187
D(PASCUA)	-0.003780	0.000678	-5.572990	0.0000
AR(1)	0.663206	0.153501	4.320524	0.0002
R-squared	0.960721	Mean dependent var		0.005233
Adjusted R-squared	0.952538	S.D. dependent var		0.095742
S.E. of regression	0.020858	Akaike info criterion		-4.725286
Sum squared resid	0.010442	Schwarz criterion		-4.445046
Log likelihood	76.87929	Durbin-Watson stat		2.091087
Inverted AR Roots	.66			

Dependent Variable: DLOG(IANL)
Method: Least Squares
Date: 08/02/06 Time: 18:44
Sample (adjusted): 1998:3 2005:4
Included observations: 30 after adjustments
Convergence achieved after 8 iterations

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
D(DC1)	-0.031913	0.002891	-11.03711	0.0000
D(DC2)	-0.004307	0.003356	-1.283427	0.2121
D(DC3)	-0.044517	0.003096	-14.37715	0.0000
D(PASCUA)	-0.004044	0.000564	-7.174618	0.0000
D(AFE>=199804)	-0.038464	0.015997	-2.404491	0.0246
D(TC0304)	0.034124	0.012336	2.766283	0.0110
AR(1)	0.749766	0.143150	5.237639	0.0000
R-squared	0.971819	Mean dependent var		0.005156
Adjusted R-squared	0.964467	S.D. dependent var		0.095963
S.E. of regression	0.018089	Akaike info criterion		-4.986054
Sum squared resid	0.007526	Schwarz criterion		-4.659108
Log likelihood	81.79081	Durbin-Watson stat		1.844761
Inverted AR Roots	.75			