



BANCO DE GUATEMALA

Documentos de Trabajo

CENTRAL BANK OF GUATEMALA

Working Papers

No.96

**LA BRECHA DEL PRODUCTO A PARTIR DE
DIVERSAS FUENTES DE INFORMACIÓN***

Año 2006

Autores:

Norberto Rodríguez Niño

José Luis Torres Trespalcios

Andrés Mauricio Velasco Martínez

*Mención Honorífica, reconocimiento otorgado por el Jurado Calificador del
Certamen Permanente de Investigación sobre Temas de Interés para la Banca
Central Dr. Manuel Noriega Morales, Edición XVII





BANCO DE GUATEMALA

La serie de Documentos de Trabajo del Banco de Guatemala es una publicación que divulga los trabajos de investigación económica realizados por el personal del Banco Central o por personas ajenas a la institución, bajo encargo de la misma. El propósito de esta serie de documentos es aportar investigación técnica sobre temas relevantes, tratando de presentar nuevos puntos de vista que sirvan de análisis y discusión. Los Documentos de Trabajo contienen conclusiones de carácter preliminar, las cuales están sujetas a modificación, de conformidad con el intercambio de ideas y de la retroalimentación que reciban los autores.

La publicación de Documentos de Trabajo no está sujeta a la aprobación previa de los miembros de la Junta Monetaria del Banco de Guatemala. Por lo tanto, la metodología, el análisis y las conclusiones que dichos documentos contengan son de exclusiva responsabilidad de sus autores y no necesariamente representan la opinión del Banco de Guatemala o de las autoridades de la institución.

*****©*****

The Central Bank of Guatemala Working Papers Series is a publication that contains economic research documents produced by the Central Bank staff or by external researchers, upon the Bank's request. The publication's purpose is to provide technical economic research about relevant topics, trying to present new points of view that can be used for analysis and discussion. Such working papers contain preliminary conclusions, which are subject to being modified according to the exchange of ideas, and to feedback provided to the authors.

The Central Bank of Guatemala Working Papers Series is not subject to previous approval by the Central Bank Board. Therefore, their methodologies, analysis and conclusions are of exclusive responsibility of their authors, and do not necessarily represent the opinion of either the Central Bank or its authorities.

La brecha del producto a partir de diversas fuentes de información

Norberto Rodríguez Niño
José Luis Torres Trespalcios
Andrés Mauricio Velasco Martínez

Resumen

La brecha del producto es una variable clave para la política monetaria bajo el régimen de inflación objetivo. Dada la incertidumbre sobre esta medida, los equipos de inflación de los bancos centrales monitorean regularmente un conjunto amplio de indicadores y estimaciones, que dan luces sobre la temperatura de las economías y las posibles presiones de demanda que las mismas enfrentan. En este trabajo se propone utilizar la metodología de componentes principales para resumir en una sola medida la mayor cantidad posible de información sobre excesos de capacidad en la economía. Con base en una Curva de Phillips ampliada para la inflación básica, se evalúa la calidad de los indicadores individuales y de las nuevas estimaciones. Se encuentra que las estimaciones por componentes principales tienen una relación más estable con las mediciones de inflación básica que los indicadores individuales debido a que incorporan múltiples fuentes de información sobre los excesos de capacidad en la economía.

I. Introducción

En Colombia el Banco Central conduce la política monetaria bajo el régimen de inflación objetivo desde 1999, tras el abandono de las bandas cambiarias. En este esquema, la tasa de interés a la que el emisor provee liquidez a la economía está sujeta a la doble relación entre la inflación futura y la meta de inflación, y el PIB observado y el no inflacionario. Dado lo anterior, la postura de política monetaria depende críticamente de los

pronósticos de inflación,¹ para lo cual es necesario hacer análisis en tiempo real de las condiciones económicas actuales y futuras utilizando la información disponible, usualmente incompleta (Giannone et al 2005).²

El análisis de los técnicos del Banco Central se enfoca fundamentalmente en los canales de transmisión de la política monetaria incluidos, para el caso colombiano, en el modelo central de pronóstico o Modelo de Mecanismos de Transmisión (MMT):³ la brecha del producto, las expectativas de inflación, la tasa de cambio nominal y los canales de política (meta y tasa de interés). Este trabajo se concentra en explorar una alternativa para la medición de la brecha del producto, que se define como la diferencia porcentual entre el PIB observado y el PIB no inflacionario o potencial.⁴ Al ser el PIB no inflacionario una variable no

¹ López (2004) muestra que, para Colombia, una regla de política basada en proyecciones produce mejores resultados que otra que sólo responde a la inflación contemporánea, puesto que los pronósticos implícitamente responden a múltiples factores.

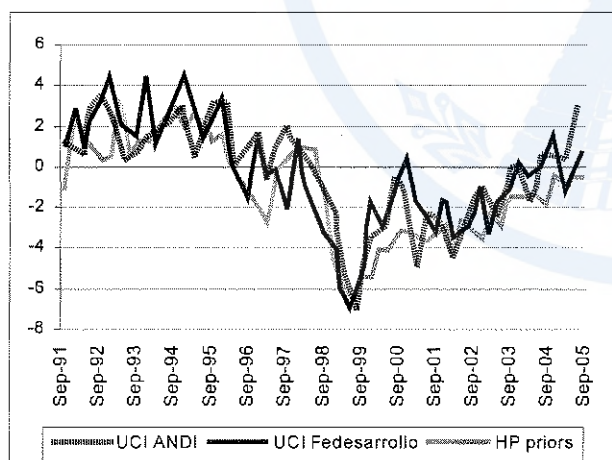
² Dicha tarea involucra la incertidumbre asociada al desconocimiento del modelo "verdadero" de la economía, a la demora en la publicación de los datos y las revisiones posteriores de los mismos.

³ El MMT, desarrollado por Gómez et al (2002), es un modelo para una economía pequeña y abierta, de frecuencia trimestral, semiestructural y dinámico, que se utiliza para las recomendaciones de política.

⁴ En algunos trabajos la brecha se calcula utilizando el PIB potencial (de precios flexibles o de pleno empleo de factores productivos). Sin embargo, ésta no es la medición relevante para un Banco Central con inflación objetivo. En la práctica el PIB no inflacionario es menor que el de pleno empleo de factores. Para una discusión más detallada sobre los conceptos de PIB potencial ver McCallum (2001).

observable es difícil calificar qué tan adecuados son los modelos que se utilizan para su estimación. La importancia de una buena estimación de la brecha radica en que da luces sobre posibles excesos de demanda que puedan presionar los precios de la economía. Los ejercicios propuestos en la literatura para acercarse a este concepto son diversos. Aunque en principio es deseable contar con gran variedad de medidas, muchas veces esto implica divergencias en el análisis a la hora de hacer recomendaciones de política monetaria. Si bien la correlación histórica entre los diferentes indicadores suele ser bastante alta, el nivel de cada uno varía de forma importante. El Gráfico 1 presenta tres de las mediciones alternativas de la brecha del producto que, para el caso colombiano, son monitoreadas por el equipo de inflación del Banco Central. En este trabajo se propone la metodología de componentes principales como herramienta para resumir en una sola estimación los diferentes indicadores sobre excesos de capacidad en la economía. Debido a la naturaleza no observable de la brecha del producto se verifica la validez de las medidas individuales y de las medidas resumen, mediante la evaluación de pronósticos de la inflación básica, para lo cual se utiliza una Curva de Phillips híbrida.⁵

Gráfico 1
Brecha del producto según diferentes mediciones



Este trabajo se divide en cinco secciones siendo esta introducción la primera. En la segunda se explica con mayor detalle la importancia de una medida alternativa de brecha del producto que agregue de forma confiable la información disponible sobre excesos de capacidad.

⁵ Igual a la del MMT, que incluye expectativas racionales (de la inflación futura) y adaptativas (rezagos de inflación).

Además presenta las principales aplicaciones, ventajas, debilidades y alternativas de la técnica que se propone. La tercera sección muestra la metodología de análisis factorial. En la cuarta se presenta el ejercicio de componentes principales para Colombia, los datos, los resultados y su evaluación. Por último, en la quinta sección se presentan las conclusiones.

II. Consideraciones generales

El PIB potencial es un concepto teórico y no observable, por lo que no existe una medición objetiva de la brecha del producto. Como se mencionó en la introducción, en la literatura se proponen diversas estimaciones que permiten acercarse a este concepto. En Colombia se han utilizado medidas que van desde filtros estadísticos (Hodrick y Prescott simple, con *priors*, multivariado, Filtro de Kalman y Band Pass) hasta aproximaciones teórico-empíricas (modelos con alguna estructura económica).⁶ Debido a la gran incertidumbre que acompaña cualquier estimación sobre excesos de capacidad, se evalúa gran cantidad de información, a veces sectorial y de encuestas, que pueden dar una idea sobre la situación de la demanda en la economía. En este contexto, es deseable contar con una herramienta formal que permita agregar la información disponible sobre la brecha del producto, que sea flexible, que permita incorporar información en tiempo real y que logre conciliar las divergencias entre las señales de los diferentes indicadores.

La agregación de los datos es compleja por las diferencias en el formato (diario, mensual, trimestral o anual), en la unidad de medida (nominal, real, balances, índices), en los rezagos de publicación, en el poder informativo y en el grado de agregación. Sin embargo, las dificultades no deben llevar a desechar indicadores o a asignarles un bajo peso en el diagnóstico, ya que todos pueden contener información relevante sobre la situación de la demanda en la economía y las posibles presiones sobre los precios. Infortunadamente, en muchos casos los analistas pueden sesgar los resultados, dada la ausencia de una herramienta objetiva, y por las restricciones propias del análisis. La selección arbitraria de indicadores para un modelo de pronóstico determinado puede conducir a un problema de variables omitidas, lo cual va en detrimento de sus resultados (Bernanke y Boivin 2003). Dado lo anterior, podría decirse que los pronósticos que el MMT produce para el caso colombiano se podrían

⁶ Cobo (2004) hace un resumen exhaustivo de las metodologías de brecha del producto estimadas para el caso colombiano.

mejorar si se utiliza adecuadamente toda la información disponible sobre la brecha del producto.

Sin embargo, la selección de variables es inevitable en la estimación de modelos econométricos tradicionales, dado que no es posible incluir más variables explicativas que observaciones por el problema de estimación que esto genera. Los problemas en el manejo de la información sobre la brecha del producto aumentan la incertidumbre sobre esta medida. Esto lleva a que, en la práctica, la política monetaria se pueda demorar en reaccionar hasta cuando la mayoría de las variables se mueven en la misma dirección. En términos de política monetaria esto es costoso debido a que movimientos tempranos en la tasa de interés permiten lograr los objetivos con ajustes más pequeños que las respuestas tardías. Una alternativa para agregar información de diferentes indicadores de la actividad económica se aplica en Estados Unidos desde hace más de cincuenta años. Los índices de difusión estimados por el Nacional Bureau of Economic Research (NBER) resumen la información contemporánea asignando ponderadores a los diferentes indicadores. En dicha metodología, los pesos de las variables en el índice cambian de vez en cuando dependiendo del juicio de los expertos. Este método mitiga el problema de agregación. Sin embargo, la forma en la que se determinan los ponderadores no resuelve el sesgo ni la omisión de información.

En este trabajo se explora el uso de la metodología de componentes principales (Análisis de Factores Comunes) para agregar la información disponible sobre la brecha del producto. Este procedimiento descompone las series entre sus factores comunes (que resumen los comovimientos de las series o fundamentales) y sus choques específicos (que recoge posibles errores de medición y revisiones o simple aleatoriedad). Bernanke y Boivin (2003) señalan que los factores estimados por componentes principales son un resumen eficiente de la información contenida en una gran cantidad de series y que su utilización acerca los modelos de pronóstico a la realidad, al posibilitar el uso de gran cantidad de información en tiempo real. De esta manera se resuelve el problema de agregación y a la vez se minimiza el riesgo del sesgo discrecional, debido a que los ponderadores de las series son definidos por los datos en cada momento del tiempo y no por los analistas. Stock y Watson (2004) muestran que el método de componentes principales reduce en extremo el problema de selección de variables para un modelo, al reemplazar muchos predictores por unos pocos factores que contienen la

mayoría de la información.⁷ Varios trabajos han demostrado que los errores de pronóstico de los modelos que incluyen factores comunes estimados, tienden a ser menores que los de los modelos tradicionales.⁸ Esto porque, al explotar la información contenida en una base de datos más completa, no sólo se alivia el problema de variables omitidas sino que se soluciona en parte la inestabilidad estructural que ronda las estimaciones con pocas variables. Stock y Watson (1999) prueban que una Curva de Phillips generalizada, que utiliza un factor estimado a partir de muchas series, presenta menor inestabilidad en los parámetros estimados y además produce mejores pronósticos de inflación que los modelos que sólo consideran una medida de actividad.⁹

Según Fisher (2000), la principal ventaja de los modelos de factores para predecir la inflación es que los precios se determinan por una compleja interacción de muchas variables, que además es inestable en el tiempo y está sujeta a la crítica de Lucas.¹⁰ De tal manera, una variable puede ser útil para pronosticar la inflación sólo en algunos períodos de tiempo, pero cuando la economía cambia es posible que otra sea más relevante. Un modelo que incorpore un resumen de todas las variables relevantes es altamente deseable para producir pronósticos más estables y confiables. Bernanke y Boivin (2003) señalan que el método de componentes principales es especialmente útil para el análisis de política monetaria, al ser lo suficientemente flexible como para incorporar información en diferentes formatos. También consideran que es un esquema estadísticamente riguroso que no impone estructuras económicas y que soluciona de manera sencilla los principales problemas que se tienen con los

⁷ Siendo posible de esta forma estimar modelos donde el número de posibles predictores sobrepasa al número de observaciones. Lo que según los autores convierte la maldición de la gran cantidad de series disponibles en una bendición.

⁸ Algunos de los más importantes son Stock et al (1999, 2002 y 2004) y Giannone et al (2004).

⁹ Diversos autores han señalado la inestabilidad empírica de la Curva de Phillips, sus implicaciones y posibles causas. Para Estados Unidos véase Deutsche Bank (2005) y Lansing (2002), y para el Reino Unido King (2005). Para el caso colombiano, Modelos Macroeconómicos (2004) registró inestabilidades en la Curva de Phillips asociada a la canasta de inflación básica modelada, el tamaño de las series y la medida de la brecha del producto.

¹⁰ Consecuencia de esto es la variedad de modelos que se tienen para el pronóstico de la inflación de IPC en Colombia, o para subcanastas de ella. Sumando, cada trimestre se hace uso de al menos 60 metodologías diferentes.

modelos de pronóstico de pocas variables.¹¹ Al separar las series entre su componente común y el autónomo, la calidad de las estimaciones no varía si se utilizan datos preliminares en lugar de los definitivos. Lo anterior se debe a que las revisiones, al igual que los errores de medición, en general son poco correlacionadas entre las series en consideración.¹²

El método de factores comunes para la estimación de la brecha del producto no está exento de problemas. El principal problema es que los resultados dependen mucho de la riqueza en información de la base de datos a partir de la cual se estiman los factores. Por lo anterior, la selección inicial de las variables no es inocua como lo verifican Boivin y Ng (2003) mediante simulaciones de Monte Carlo. Al respecto, no existe un criterio formal sobre el número y el tipo de variables que se necesitan para estimar de manera adecuada los factores. Por ejemplo, Watson (2000) muestra que para datos de Estados Unidos, el incrementar el número de series más allá de cincuenta no trae beneficios significativos en términos de error de pronóstico.¹³

Los factores comunes no observables también pueden estimarse con el método dinámico por etapas, desarrollado por Forni et al (2000).¹⁴ Dicho procedimiento se basa en el análisis de dominio de frecuencia y su principal objetivo es la identificación del componente común y no tanto de cada uno de los factores. Como lo mencionan Boivin y Ng (2005), en principio, el método estático tiene el gran inconveniente de que ignora cualquier dinámica que pueda existir entre los factores, en caso de que exista. El estimador dinámico, en cambio, permite capturar esta relación. Sin embargo, si la dinámica de los factores no existe en los datos, la estimación lleva a una pérdida innecesaria de eficiencia. Aunque en principio los dos métodos pueden estimar de manera consistente el espacio factorial estático

¹¹ El modelo es no paramétrico en el sentido de que la estructura de la correlación entre las variables y la distribución de los factores y los errores no se especifican de manera paramétrica.

¹² Por la misma razón estas estimaciones se superponen, en parte, al problema del último dato que sufren todos los filtros estadísticos que se utilizan para la estimación de brechas.

¹³ Aunque tener más datos siempre es mejor de acuerdo a la teoría asintótica, en la práctica, el incluir datos con grandes errores de medición y con choques altamente autocorrelacionados no mejora la estimación y puede afectar en el límite la estimación del componente común.

¹⁴ Antiguas alternativas dinámicas son Sargent y Sims (1977) y Geweke (1977).

y dinámico, respectivamente, existen algunas diferencias en su implementación. Para el método dinámico se deben especificar el número de factores dinámicos, la cantidad de rezagos de cada uno de éstos, el número de autocovarianzas que se van a considerar para construir la matriz de densidad espectral y para cuántas frecuencias de dominio se van a estimar los valores propios (*eigenvalues*) dinámicos.¹⁵ Esto en la práctica es problemático, puesto que el analista nunca conoce la dinámica verdadera del proceso generador de los datos. Al respecto, Kapetanios y Marcellino (2003) muestran, mediante simulaciones tipo Monte Carlo, que para procesos sencillos los dos métodos generan adecuadamente los factores estimados. Sin embargo, cuando los procesos son complejos, el método dinámico tiene una menor correlación con los factores reales. Además, los autores muestran que el método dinámico presenta una correlación serial consistentemente más alta en las estimaciones, y una varianza menor en el componente idiosincrático. Lo anterior sugiere que el método dinámico puede tener un problema de sobre-ajuste (*overfitting*), al confundir una fracción de los errores idiosincráticos como parte del componente común.¹⁶ Por lo anterior, y por facilidad en el análisis, este trabajo descarta el uso de la estimación de factores dinámicos y se concentra en la metodología de factores estáticos.

Los modelos de factores han tenido recientemente un importante número de aplicaciones en diversas áreas. Algunos ejemplos son el índice coincidente de actividad económica para Europa (Eurocoin),¹⁷ el índice de actividad económica (CFNAI) de la FED en Chicago,¹⁸ el pronóstico del retorno de los bonos del tesoro americano,¹⁹ la estimación de insumos para modelos de equilibrio

¹⁵ Los estimadores dinámicos se obtienen a partir de una descomposición por valores propios (eigenvalores) del espectro suavizado para diferentes frecuencias, mientras que los estáticos provienen de la matriz de covarianzas muestrales.

¹⁶ Por esta razón un R^2 elevado no es un criterio suficiente para saber si los factores estimados en verdad resumen de manera eficiente la información contenida en todas las series que se analizan.

¹⁷ Calculado por el Centro de Investigaciones sobre Política Económica (CEPR), mediante el método de componentes principales dinámicos a partir del trabajo de Altissimo et al (2001).

¹⁸ Mediante el método de componentes principales estáticos, siguiendo el trabajo de Stock et al (1999).

¹⁹ Trabajo de Ludvigson y Ng (2005) a partir de componentes construidos con variables financieras y de actividad económica.

general dinámico,²⁰ y el estudio de los comovimientos macroeconómicos de los países del G-7.²¹ Para Colombia Nieto y Melo (2001) realizaron una modificación y aplicación de la metodología de Stock y Watson (1989 y 1991) que permite cointegración y raíces unitarias estacionales de las series. Los autores estiman a partir de una representación estado espacio con el Filtro de Kalman (por máxima verosimilitud) un factor dinámico (índice coincidente) que resume de manera eficiente nueve series mensuales de actividad económica. Dos ejemplos de la aplicación de factores comunes en temas relacionados con la teoría monetaria los presentan Favero et al (2005), y Stock y Watson (1999). Los primeros muestran que tanto para Estados Unidos como para Europa, al incluir factores estimados en las reglas de Taylor se reduce la incertidumbre en los coeficientes y se obtienen valores más plausibles. Además, al incluir los factores en modelos VAR para analizar la transmisión de la política monetaria se soluciona el 'price puzzle'²² y se obtiene la respuesta adecuada de la brecha del producto. Stock y Watson (1999) en un trabajo afín al que aquí se presenta utilizan una Curva de Phillips para pronosticar, a partir de diferentes *proxies* de actividad económica, la inflación de Estados Unidos. Encuentran que las estimaciones que involucran varios indicadores de actividad, siguiendo la metodología de componentes principales, son mejores en términos del error de pronóstico que las estimaciones basadas sólo en uno de los indicadores y mejores que los modelos puramente autorregresivos.

III. Metodología

El propósito del Análisis de Componentes Principales (ACP) es derivar un número pequeño de combinaciones lineales de un conjunto de variables originales, que retengan tanta información de aquellas como sea posible. Estadísticamente hablando, los factores²³ son variables

ortogonales o no correlacionadas, donde el primer componente principal (CP) posee la varianza explicada más grande de cualquier combinación lineal de las variables observadas. Además, los primeros j CP son los mejores predictores de las variables originales entre todos los posibles conjuntos de j variables, aunque cualquier transformación lineal de los primeros j CP producirá predicciones igualmente buenas. Dado un conjunto de N variables numéricas, es posible calcular hasta N componentes principales. Donde cada CP es una combinación lineal de las variables originales, con coeficientes iguales a los vectores propios ('eigenvectores') de la matriz de correlación o de covarianza de las variables originales. La racionalidad de los modelos de análisis factorial recae en que el comportamiento de las variables se encuentra determinado por factores comunes y choques individuales (idiosincráticos). El modelo supone que se tienen T observaciones de serie de tiempo para N unidades de corte transversal, que se denotan como $x_{i,t}$ ($i = 1 \dots N, t = 1 \dots T$). El modelo estático de factores se define como:

$$x_{i,t} = \lambda_{i,1} f_{1,t} + \dots + \lambda_{i,r} f_{r,t} + e_{i,t} = \Lambda_i' F_t + e_{i,t}, \quad (1)$$

donde $x_{i,t}$ son variables observables, F_t es un vector de r factores comunes, Λ_i es el vector de coeficientes $r \times 1$ de los factores para la unidad i , y $e_{i,t}$ es el error idiosincrático de la estimación. Es factible obtener tantos factores como variables ($r = N$), pero en general con los primeros $r < N$ factores es posible explicar un alto porcentaje de la varianza del sistema. El objeto de estimar estos factores ($f_{i,t}$) es la posibilidad de emplearlos en el pronóstico de una variable Y_t , usando un modelo lineal de la forma:

$$Y_{t+i} = \partial_i(L) f_{1,t} + \dots + \partial_q(L) f_{q,t} + \Gamma(L) Z_t + u_{t+i} = \Delta(L) F_t + \Gamma(L) Z_t + u_{t+i}, \quad (2)$$

donde, $\partial_i(L)$, $\Delta(L)$ y $\Gamma(L)$ son polinomios en L , el operador de rezagos, y Z_t es un vector de variables exógenas que puede contener rezagos de Y_t . En el caso en que u_t (el error en la predicción de la variable endógena) presente autocorrelación serial, sólo los primeros q de los r factores que determinan $x_{i,t}$ son necesarios para pronosticar Y_{t+i} adecuadamente. Se dice que este modelo es una representación *aproximada* de un modelo de factores, porque permite que $e_{i,t}$ tenga un poco de correlación de corte transversal.²⁴ Como los factores

²⁰ Boivin y Giannoni (2005) con análisis factorial dinámico.

²¹ Kose et al (2005), utilizando un modelo dinámico Bayesiano de factores latentes.

²² En estos trabajos es común encontrar que la inflación reacciona inicialmente al alza ante un incremento en la tasa de interés, lo cual es obviamente contraintuitivo. Tradicionalmente se ha concluido que estos problemas se deben a variables omitidas en el ejercicio, como serían posibles choques de oferta. El hecho de que los factores comunes resuman toda la información disponible tiende a resolver estos problemas.

²³ En este documento, como en otros en econometría, se usa intercambiamente los términos Factor y Componente principal; aunque en contexto estadístico, fuera de la econometría, no sean equivalentes.

²⁴ Lo cual, según Stock (2004), cuando se trabaja con series económicas es una gran ventaja frente al modelo exacto de factores que se estima con el Filtro de Kalman.

comunes no son directamente observables se deben estimar mediante análisis de componentes principales. Donde cada uno de los factores F_t estimados son una combinación lineal de los elementos del vector $x_t = (x_{1,t}, \dots, x_{N,t})'$ de dimensión $N \times 1$ y la combinación se escoge mediante la optimización que minimiza la suma de los cuadrados de los residuos $(x_{i,t} - \lambda_i f_{i,t})^2$. En concreto, los estimados de \hat{F}_t deben minimizar la función objetivo:

$$V_{N,T}(F, \Lambda) = \frac{1}{NT} \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T (x_{i,t} - \lambda_i f_{i,t})^2 \quad (3)$$

Bajo el supuesto que existen r factores comunes, los estimadores óptimos de los factores resultan ser los r vectores propios (eigenvectores) asociados a los valores propios más grandes de la matriz $N^{-1} \sum_{i=1}^N x_i' x_i$, de dimensión $T \times T$, que corresponden a los componentes principales de x_t . Bai y Ng (2005) demuestran que cuando $N, T \rightarrow \infty$ donde $\sqrt{T}/N \rightarrow 0$ los coeficientes estimados en (2), por OLS, son consistentes a una velocidad \sqrt{T} , asintóticamente normales, y que el error de pronóstico h periodos adelante depende principalmente de la varianza del término del error (como si F_t fuera observable). Sin embargo, es importante mencionar la importancia de que N sea grande, de lo contrario, el espacio factorial no se logra estimar consistentemente sin importar el número de observaciones.²⁵

Para seleccionar el número q de factores de $x_{i,t}$ que se deben utilizar para pronosticar Y_{t+1} , Stock y Watson (1998) proponen minimizar un criterio de información que bien podría ser el BIC según sus simulaciones. Más recientemente Bai y Ng (2000) desarrollaron un criterio que se comporta mejor para este tipo de ejercicios y que ya es común en la literatura. En el presente trabajo se emplea únicamente el primer factor estimado²⁶ y los rezagos empleados se escogieron con el ECM (error cuadrático medio) como criterio de selección. Para explorar el resultado de una posible inestabilidad en la participación de cada una de las variables en el análisis factorial estático, se plantea un ejercicio de estimación con ventanas móviles de ocho años. Con esto se evita tener en cuenta momentos

²⁵ Puesto que el estimador depende de la convergencia de la muestra $N \times N$ a la matriz de covarianza poblacional de x .

²⁶ Debido a que en $x_{i,t}$ únicamente se incluyen medidas alternativas de la brecha del producto no tendría mucho sentido elegir más de un factor. El problema de elegir el número de factores sería relevante si, por ejemplo, se hubieran incluido variables reales, nominales y financieras.

en que la economía colombiana puede ser diferente, debido a cambios estructurales.²⁷ El ejercicio consiste en calcular el primer CP para una submuestra inicial de treinta y dos trimestres. En el siguiente paso se desecha la primera observación y se reemplaza por el periodo siguiente, para esta segunda 'ventana' se recalcula el primer componente principal. El proceso sigue hasta alcanzar el último período disponible, manteniendo siempre constante la longitud de las ventanas.

IV. Las brechas con componentes principales

Para el caso colombiano se utilizaron dieciséis indicadores de la brecha del producto, los cuales se siguen (o estiman) periódicamente por el equipo de inflación del Banco Central por su relación con la inflación básica.²⁸ Para poder utilizar un panel balanceado se trabajó con datos trimestrales entre marzo de 1990 y septiembre de 2005. Las medidas que se consideraron son:

- i. Demanda ANDI: demanda como el principal problema de la industria (EOIC-ANDI).²⁹
- ii. UCI ANDI: utilización de capacidad instalada (EOIC-ANDI).
- iii. B Ccial: balance comercial de bienes en dólares (DANE).³⁰
- iv. H Extras: índice de horas extras trabajadas en la industria (MMM-DANE).³¹
- v. Cap vs. Dda: relación entre capacidad instalada y demanda esperada en los próximos doce meses (EOE-Fedesarrollo).³²
- vi. UCI FEDE: la Utilización de Capacidad Instalada (UCI-Fedesarrollo)

²⁷ Misas y Melo (2004) dan evidencia de cambios estructurales en la economía colombiana hacia finales de la década de los noventa.

²⁸ Véanse, entre otros, Julio (2001), Cobo (2004), Nigrinis (2003), López y Misas (1998).

²⁹ Encuesta de Opinión Empresarial Conjunta (EOIC) de la Asociación Nacional de Industriales (Andi) y los demás gremios del sector: ACOPLÁSTICOS, ANDIGRAF, ACICAM, CAMACOL, ICPC y Cámara Colombiana del Libro.

³⁰ Departamento Administrativo Nacional de Estadística

³¹ Muestra Mensual Manufacturera (MMM)

³² Pregunta número once de la Encuesta de Opinión Empresarial (EOE) de la Fundación para la Educación Superior y el Desarrollo (Fedesarrollo)

- vii. %UCI > Prom: el porcentaje de empresas con utilización de capacidad por encima de su promedio histórico.
- viii. Dda. Ext. Neta: la demanda externa neta en pesos de 1994 (DANE)
- ix. Licencias: Licencias Aprobadas de Construcción (DANE)
- x. Vtas. Ccio: ventas de la actividad comercial (EOE-Fedesarrollo)
- xi. HP: el filtro Hodrick y Prescott simple
- xii. BP: el filtro Band Pass
- xiii. CD GAP: la brecha de una función de producción tipo Cobb-Douglas
- xiv. HP Priors: el filtro de Hodrick y Prescott con priors³³
- xv. NAIRU GAP: Relación entre el desempleo y la tasa no inflacionaria de desempleo (NAIRU) estimada por Julio (2001).
- xvi. NAICU GAP: Relación entre la utilización de capacidad instalada de la industria y el nivel no inflacionario de utilización de la capacidad instalada desempleo (NAICU) calculada por Nigrinis (2003).

En el Anexo 1 se presentan los gráficos de cada uno de los indicadores considerados para el ejercicio.³⁴ Los diferentes indicadores muestran, en general, la expansión de la economía de la primera mitad de la década de los noventa, hasta 1998. Posteriormente, los indicadores reflejan la recesión del final de la misma década. Como se mencionó anteriormente, la magnitud del auge y la recesión varía con cada indicador; sin embargo, la relación entre el punto más alto del auge y el más crítico de la recesión es equivalente entre todas las medidas (Aprox. 33%).³⁵ Los dieciséis

³³ Medida de brecha calculada en el Departamento de inflación que tiene en cuenta los resultados para el PIB no inflacionario de una función de producción Cobb-Douglas anual y el juicio del equipo de inflación. Hasta septiembre de 2005 ésta fue la medida oficial de la brecha del producto antes de considerar la metodología que propone este documento.

³⁴ Los gráficos de la demanda como principal problema de la industria, la balanza comercial en dólares, la demanda externa neta, y la NAIRU se presentan invertidas sobre su media para hacerlas comparables con las demás gráficas (y con el ciclo económico).

³⁵ Esto no sólo se cumple en estos puntos (extremos); de hecho, como se mencionó anteriormente, la correlación entre las series es bastante alta, lo que sugiere que la variación de las series es parecida y lo que cambia entre todas ellas es el nivel, tal como lo mostró Cobb (2004).

indicadores se dividieron en dos grupos de acuerdo al tipo de información. El primero, el grupo de datos, está compuesto por variables provenientes de encuestas o mediciones, y lo componen diez series: la demanda como principal problema de la industria, la utilización de la capacidad instalada según la ANDI, el balance comercial en dólares, la utilización de capacidad según Fedesarrollo, las horas extras en la industria, la relación entre capacidad utilizada e inventarios, la demanda externa neta real, el porcentaje de empresas con utilización de la capacidad mayor al promedio, las licencias de construcción y las ventas del comercio.

El segundo grupo, de estimaciones estadísticas, lo componen las restantes seis series: Hodrick y Prescott simple, Hodrick y Prescott con priors, el filtro Band Pass, la brecha de la función de producción tipo Cobb-Douglas, y las brechas provenientes del uso de los factores de producción. Giannone et al (2005) resalta dos características deseables de la información que se utiliza para hacer pronósticos en tiempo real: que se publique con el menor rezago posible y que tenga un gran poder predictivo. Infortunadamente, las series con mayor agregación, de alto poder predictivo, son también las que se publican con mayor rezago. Lo anterior plantea una *tradeoff* entre la información que se utiliza: oportunidad de la información y poder predictivo.³⁶ Las dieciséis medidas que se plantean para el ejercicio tienen características diferentes que bien vale la pena explotar. Algunas son de frecuencia mensual y otras trimestral, la técnica de cálculo varía, algunas son sectoriales; y otras, agregadas. Algunas utilizan datos preliminares (sujetos a revisión); y otros, definitivos (encuestas).

La estimación de los factores comunes por componentes principales estáticos requiere que las variables en consideración sean estacionarias. Dado que los insumos en este ejercicio son indicadores de uso de capacidad, esta condición no presenta mayores problemas para cumplirse. Para evitar problemas de escala se estandarizan todas las series.³⁷ Con las dieciséis variables se estimó el primer componente estático para

³⁶ Por esta razón las encuestas de opinión son muy importantes para los analistas, porque si bien tienen un poder predictivo medio, suelen publicarse con el mínimo rezago posible. Al respecto, Giannone et al (2005) muestran que en Estados Unidos, cuando finalmente aparecen publicados los datos de actividad económica (con tres meses de rezago), la información marginal que le aporta a los analistas es mínima puesto que es el último dato que se publica.

³⁷ Es decir, se les sustrae la media y se dividen por su desviación estándar para convertirlas en variables con media cero y desviación estándar unitaria. Para facilitar la comparación entre las medidas, en este ejercicio se procedió además a reescalar las variables por la desviación estándar de la brecha de Hodrick y Prescott con priors, hasta hace poco medida oficial del Banco Central y para la cual está calibrado el MMT. En la práctica su único efecto es reescalar los parámetros estimados en las regresiones.

toda la muestra ('CP Todas'). Luego se reestimó el primer componente utilizando ventanas móviles de 32 trimestres ('CP Todas V'). Para el primer subgrupo de indicadores (datos de encuestas y mediciones) se repitió el ejercicio y se estimó CP Datos y CP Datos V. De la misma manera, para el segundo subgrupo (datos de estimaciones estadísticas) se estimó CP Est y CP Est V. En total se estimaron seis nuevos indicadores de brecha del producto (tres estáticas y tres estáticas con ventanas).

La Tabla 1 presenta un resumen de los diferentes indicadores de brecha del producto. En la Tabla 2 se encuentran los pesos de cada una de las variables en el primer componente principal estático. El Gráfico 2

muestra los CP estimados utilizando los 16 indicadores disponibles. El Gráfico 3 muestra el primer CP de las series incluidas en el primer subgrupo (datos). El Gráfico 4 presenta los CP calculados con la información de las estimaciones estadísticas. La razón para discriminar la información y producir más de un indicador surge de los comentarios de Peña y Poncela (2006), quienes sugieren inconvenientes al estimar componentes principales de un grupo de variables estimadas (no medidas). Los problemas se encuentran en que las estimaciones econométricas de brecha introducen ruido dentro de los factores comunes estimados por componentes principales, al contener errores de estimación.

Tabla 1
Siglas de los indicadores observados, estimados y de componentes principales

Sigla	Indicador	Fuente	Estimación
% UCI > PROM	Porcentaje de empresas con UCI > al promedio	Fedesarrollo	
B CCIAL	Balanza comercial en dólares	DANE	
BP	Filtro Band Pass	DPI-SGEE	
CAP vs DDA	Capacidad instalada vs. Demanda esperada	Fedesarrollo	
CD GAP	Brecha del producto a de una Cobb-Douglas	DPI-SGEE	
CP DATOS	Componente principal con grupo datos	Autores	Toda la muestra
CP DATOS V	Componente principal con grupo datos	Autores	Ventanas
CP EST	Componente principal con grupo de estimaciones	Autores	Toda la muestra
CP EST V	Componente principal con grupo de estimaciones	Autores	Ventanas
CP TODAS	Componente principal con todas las variables	Autores	Toda la muestra
CP TODAS V	Componente principal con todas las variables	Autores	Ventanas
DDA ANDI	Demanda como principal problema	Fedesarrollo	
DDA EXT NETA	Demanda externa neta real	DANE	
H EXTRAS	Horas extras de la industria	DANE	
HP	Filtro Hodrick y Prescott	DPI-SGEE	
HP priors	Filtro Hodrick y Prescott con priors	DPI-SGEE	
LICENCIAS	Licencias de construcción	DANE	
NAICU GAP	Relación entre el NAICU y la UCI	DPI-SGEE	
NAIRU GAP	Relación entre el NAIRU y el desempleo	DPI-SGEE	
UCI ANDI	Utilización de la capacidad instalada	ANDI	
UCI FEDE	Utilización de la capacidad instalada	Fedesarrollo	
VTAS CCIO	Ventas del comercio	Fedesarrollo	

Tabla 2
Participación de cada variable en el Primer Componente
Principal Estático para cada uno de los grupos

INDICADOR:	GRUPO		
	DATOS	ESTADÍSTICAS	TODAS
Demanda ANDI	12%		7%
UCI ANDI	12%		7%
B Ccial	5%		3%
UCI Fede	13%		8%
H Extras	11%		7%
Cap vs. Dda	12%		7%
Dda Ext Neta	5%		4%
% UCI > Prom	9%		5%
LICENCIAS	11%		6%
Vtas Ccio	10%		6%
HP Priors		19%	8%
HP Priors		14%	4%
BP		12%	4%
NAICU GAP		17%	8%
NAIRU GAP		18%	7%
CD GAP		20%	8%

Varianza Explicada	58%	67%	59%
--------------------	-----	-----	-----

Gráfico 2
Componentes principales para todas las series

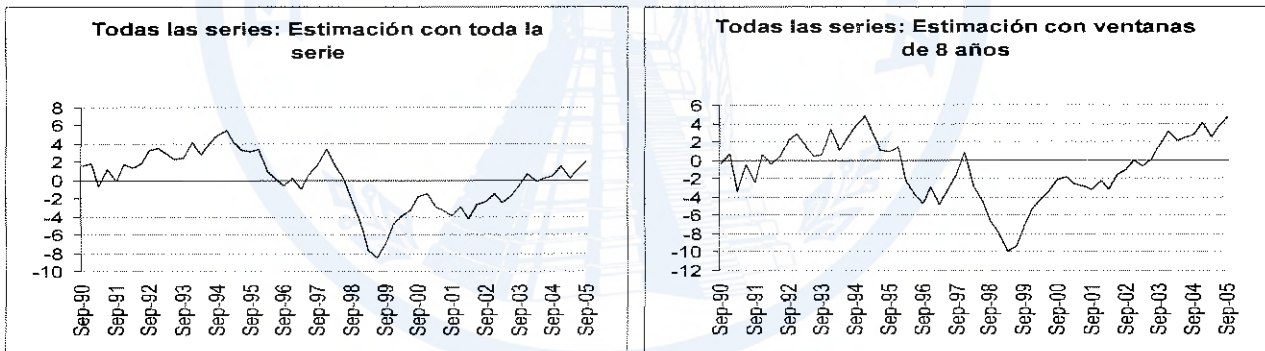


Gráfico 3
Componentes principales para el Grupo Datos

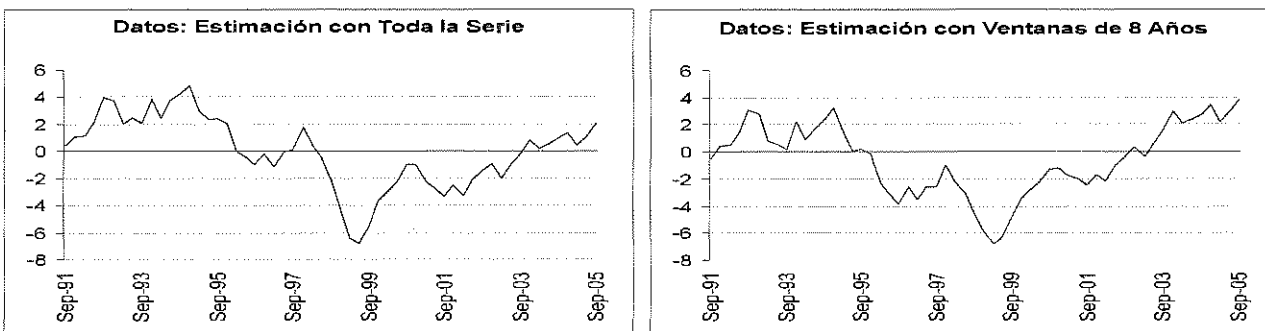
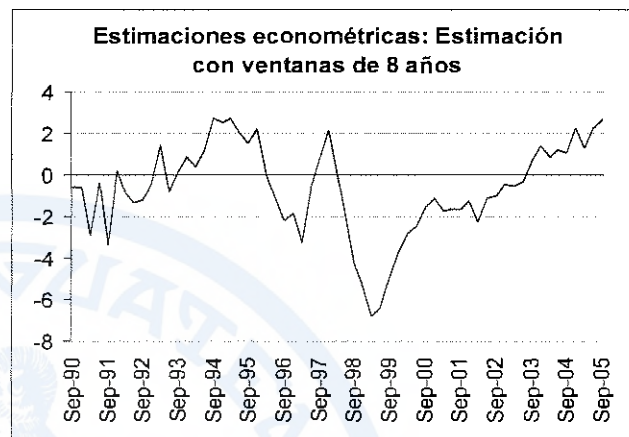
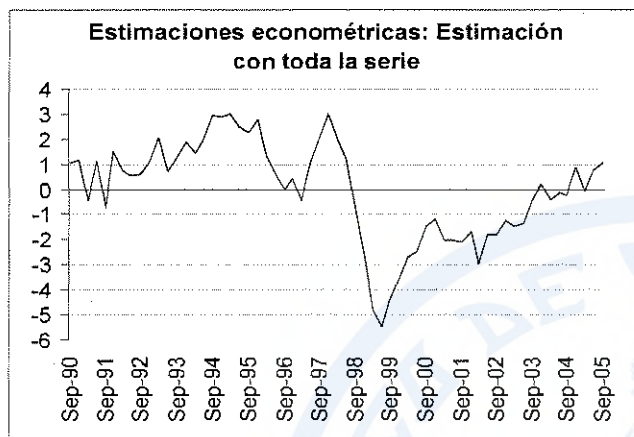


Gráfico 4
Componentes principales para el Grupo Estimaciones Estadísticas



Debido a que la brecha del producto no es observable, la manera elegida para verificar la validez de las estimaciones es a través de su capacidad predictiva de la inflación básica, que es finalmente la razón por la que se estima la brecha del producto. Para tal efecto, se usó una Curva de Phillips ampliada con expectativas, la cual desempeña, en términos de la metodología, el papel de la ecuación 2. La Curva de Phillips, que se utilizó para generar pronósticos, es de la forma:

$$\pi_t^c = \gamma(L)\pi_{t-1}^c + \alpha\pi_t^E + \partial_1(L)f_{1,t} + u_t, \quad (4)$$

donde, el vector Z_t de la ecuación 2, está compuesto por los rezagos de la inflación básica ($\gamma(L)\pi_{t-1}^c$) y por las expectativas de inflación total (π_t^E), donde, π_t^c es la inflación básica, $f_{1,t}$ es el primer componente principal de los indicadores de brecha del producto y u_t es el error de la estimación por OLS.

Para el caso colombiano se evalúan los indicadores de la brecha como determinantes de la inflación anual de bienes no transables, sin alimentos y sin regulados (25% del IPC en Colombia). Esta es la subcanasta del IPC que se encuentra al interior del MMT como la inflación con más relación con las presiones de demanda. Supone que al excluir los precios de los transables (determinados por la tasa de cambio), de los alimentos (sujetos generalmente a choques de oferta) y de los regulados (sus precios los fijan comisiones regulatorias), se puede ver más claramente la relación entre la inflación y la situación de la demanda interna. Se impone superneutralidad en

la Curva de Phillips, es decir: la suma de los coeficientes de las variables nominales, de las expectativas α y del polinomio $\gamma(L)$, se restringe a uno. De esta forma se garantiza que la Curva de Phillips sea vertical en el largo plazo. Se estimó un modelo diferente para cada uno de los indicadores de brecha del producto (22 en total), el cual se eligió mediante la metodología *stepwise*.³⁸

En el Anexo 2 se encuentran los modelos elegidos para cada uno de los indicadores con sus respectivos rezagos y coeficientes. Dado el proceso de elección de la Curva de Phillips para cada indicador, la arquitectura difiere según la medida. Para cuantificar el efecto total de las variables exógenas (persistencia, brecha y expectativas), y poder comparar entre los diferentes modelos, se pueden sumar los coeficientes asociados a cada determinante. De esta forma se observa como, en promedio, los coeficientes estimados en las Curvas de Phillips son similares entre todas las medidas y, a su vez, son comparables con los del MMT. Por ejemplo, el coeficiente promedio de la persistencia (rezagos de la inflación) es 0,69; el de la brecha del producto es 0,29; y el de las expectativas es 0,31. Sólo en algunos casos (con la balanza comercial en dólares) los parámetros significativos resultaron con el signo contrario al esperado. Estos coeficientes hacen dudar de la calidad del indicador, lo cual se comprueba con la evaluación de los pronósticos.

³⁸ Permite elegir la combinación óptima de rezagos de la inflación y del indicador de brecha del producto, para cada aproximación. Se agradece a Héctor Núñez por facilitar el código SAS para ello.

Los diferentes modelos se evaluaron según su bondad de pronóstico a diferentes horizontes. En el Anexo 3 se presentan los resultados, ordenando los modelos que contienen los diferentes indicadores de acuerdo al porcentaje de error absoluto promedio (MAPE). Algunos modelos muestran una U-Theil mayor que uno a casi todos los horizontes lo cual implica que los errores de sus pronósticos son mayores a los que se tendría si se supusiera que la inflación de no transables, sin alimentos ni regulados, sigue una caminata aleatoria.³⁹ Este problema ocurre en particular en los modelos que incluyen estimaciones estadísticas. Se observa que existen importantes diferencias en la magnitud de los errores de pronóstico según los indicadores. Por ejemplo: para pronósticos a un año, el error absoluto promedio es de 1,35% para CP DATOS, mientras que para la brecha HP simple es más del doble (2,92%).

En el Anexo 4 se resumen los resultados para cada horizonte. Se observa que CP DATOS es consistentemente el mejor indicador de brecha en términos de pronóstico de la inflación básica dentro de una Curva de Phillips híbrida. Otros indicadores que están entre los primeros lugares a todos los horizontes son Capacidad vs. Demanda esperada de la industria, la UCI de Fedesarrollo, la UCI de la ANDI, y el filtro Hodrick y Prescott con priors. Los resultados sugieren que la inflación básica tiene una alta relación con la capacidad utilizada en el sector industrial. De igual forma, muestra que la medida de HP priors, ampliamente usada en los Bancos Centrales como medida oficial de brecha (también en Colombia hasta hace algunos trimestres), resulta bien calificada según su bondad de pronóstico. Los resultados confirman la observación hecha por Peña y Poncela (2006) que la estimación del factor común se ve perjudicada al incluir indicadores que provienen de procedimientos estadísticos. El ejercicio de ventanas no fue tan efectivo como se esperaba. En general, las estimaciones con toda la información mostraron resultados superiores. Los resultados también confirman el alto poder informativo que, para el caso colombiano tienen las encuestas, y lo errado que sería basar el diagnóstico sobre la brecha sólo en filtros estadísticos.

V. Conclusiones

En este trabajo se evaluó la pertinencia de utilizar una estimación de componentes principales para resumir de

³⁹ También llamado Pronóstico de ingenuidad. Esto es: el pronóstico para cualquier horizonte de tiempo, hecho con una cantidad de información fija, es igual al último valor observado; lo cual quiere decir que no se requiere ningún modelo para generar pronósticos.

manera eficiente la información disponible sobre la brecha del producto. Dicho método permite agregar información de diferentes formatos y resuelve los problemas de discrecionalidad en el peso de los indicadores, ya que las ponderaciones se actualizan en cada momento del tiempo y provienen de los datos. Para el caso colombiano se trabajó con 16 indicadores trimestrales de capacidad (o de actividad productiva), para el período 1990 a 2005. Estos provienen de trabajos anteriores sobre la brecha del producto o han sido identificados por guardar una relación estrecha con la inflación básica. Mediante la metodología de componentes principales se estimaron seis nuevos indicadores al dividir la información disponible en tres grupos (datos, estimaciones y total), y al hacer dos tipos de estimaciones para cada grupo (con el total de la muestra y con ventanas móviles de 8 años).

Para verificar la calidad de los 22 indicadores de excesos de demanda, se evaluaron pronósticos fuera de muestra de la inflación básica utilizando la mejor Curva de Phillips híbrida para cada uno de ellos. Según criterios estándar de bondad de pronóstico, el componente principal estimado a partir de datos observados con toda la muestra (CP DATOS) resultó ser el más adecuado. Dados los resultados, esta metodología es útil para la determinación del nivel y magnitud de la brecha del producto en tiempo real, lo cual constituye un aporte importante para el diagnóstico y recomendaciones de política monetaria bajo un esquema de inflación objetivo.

Bibliografía

Altissimo, F., A. Bassanetti, R. Cristadoro, M. Forni, M. Lippi, L. Reichlin y G. Veronese (2001). "EUROCOIN: A Real Time Coincident Indicator of the Euro Area Business Cycle". CEPR Discussion Paper Series, No. 3108.

Bai, J. y S. Ng (2000). "Determining the Number of Factors in Approximate Factor Model". *Econometrica*, No. 70.

----- (2005). "Confidence Intervals for Diffusion Index Forecasts and Inferences for Factor or Augmented Regressions" *Econometrica*, Forthcoming.

Bernanke, B. y J. Boivin (2003). "Monetary Policy in a Data-Rich Environment". *Journal of Monetary Economics*. Vol. 50, No. 3.

Boivin, J. y S. Ng (2003). "Are More Data Always Better for Factor Analysis?" NBER Working Paper Series, No. 9829.

- (2005). "Understanding and Comparing Factor-Based Forecast" NBER Working Paper Series, No. 11285.
- Boivin, J. y M. Gianonni (2005). "DSGE Models in a Data Rich Environment" Unpublished Paper. Columbia University.
- Cobo, A. L. (2004). "Output Gap in Colombia: An Eclectic Approach". Borradores de Economía No. 327. Banco de la República.
- Deutsche Bank (2005). "Analysis of Coefficient Stability in Simple Inflation Models" US Economics Weekly. Global Markets Research. March 11.
- Favero, C., M. Marcellino, y F. Neglia (2005). "Principal Components at Work: The Empirical Analysis of Monetary Policy with Large Datasets". Journal of Applied Economics. Vol. 20.
- Fisher, J. (2000). "Forecasting Inflation with a lot of Data". Chicago FED Letter. Federal Reserve Bank of Chicago, No. 151.
- Forni, M., M. Hallin, M. Lippi y L. Reichlin (2000). "The Generalized Factor Model: An Identification and Estimation" The Review of Economics and Statistics, No. 82.
- Geweke, J. (1977). "The Dynamic Factor Analysis of Economic Time Series". Latent Variables in Socio-Economic Models. Edit. North-Holland. Amsterdam.
- Gianonne, D., L. Reichlin y D. Samall (2005). "Nowcasting GDP and Inflation: The Real-Time Informational Content of Macroeconomic Data Releases". Finance and Economics Discussion Series. Federal Reserve Board, Washington D. C. No. 42.
- Gómez, J., J. D. Uribe, y H. Vargas (2002). "The Implementation of Inflation Targeting in Colombia". Borradores de Economía No. 202. Banco de la República.
- Julio, J. M. (2001). "How Uncertain are NAIRU Estimates in Colombia?" Borradores de Economía No. 184. Banco de la República.
- Kapetanios, G. y M. Marcellino (2003). "A Comparison of Estimation Methods for Dynamic Factor Models of Large Dimensions". Queen Mary, University of London, Department of Economics. Working Papers, No. 489.
- King, M. (2005). "Monetary Policy: Practice Ahead of Theory". Main Lecture. Bank of England.
- Kose, M., C. Otrok, y C. Whiteman (2005). "Understanding the Evolution of World Business Cycles". IMF Working Paper, No. 211.
- Lansing, K. (2002). "Can the Phillips Curve Help Forecast Inflation?" FRBSF Economic Letter. Federal Reserve Bank of San Francisco, No. 29.
- Ludvigson, S. y S. Ng (2005). "Macro Factors in Bond Risk Premia". NBER Working Paper Series, No. 11703.
- López, M. (2004). "Efficient Policy Rule for Inflation Targeting in Colombia" Revista de Ensayos sobre Política Económica. Banco de la República No. 45.
- López, E. y M. Misas (1998). "Un examen empírico de la Curva de Phillips en Colombia". Revista de Ensayos sobre Política Económica, No. 34.
- McCallum, B. (2001). "Should Monetary Policy Respond Strongly to Output Gaps?" NBER Working Paper No. 8226.
- Melo, L., F. Nieto, C. Posada, Y. R. Betancourt, y J. Barón. (2001). "Un índice coincidente para la actividad económica colombiana". Borradores de Economía No. 195. Banco de la República.
- Misas, M. y L. Melo (2004). "Modelos Estructurales de Inflación en Colombia: Estimación a través de Mínimos Cuadrados Flexibles". Borradores de Economía No. 284. Banco de la República.
- Nigrinis, M. (2003). "Es lineal la Curva de Phillips en Colombia". Borradores de Economía No. 282. Banco de la República.
- Modelos Macroeconómicos (2004). "Bienes transables, no transables y regulados en el MMT". Mimeo. Banco de la República.
- Peña S. (2002). "Análisis de Datos Multivariantes". McGraw Hill, Madrid.
- Peña S., D. y P. Poncela (2006) "Nonstationary Dynamic Factor Analysis" Journal of Statistical Planning and Inference, Volume 136, Issue 4.
- Sargent, T y C. Sims (1977). "Business Cycle Modeling Without Pretending to Have to Much a-priori Economic Theory". New Methods in Business Cycle Research. Federal Reserve Bank of Minneapolis.

Stock, J. y M. Watson (1989). "New Indexes of Coincident and Leading Economic Indicator". NBER Macroeconomics Annual.

----- (1991). "A Probability Model of the Coincident Economic Indicators". In The Leading Economic Indicators: New Approaches and Forecasting Records. Cambridge University Press.

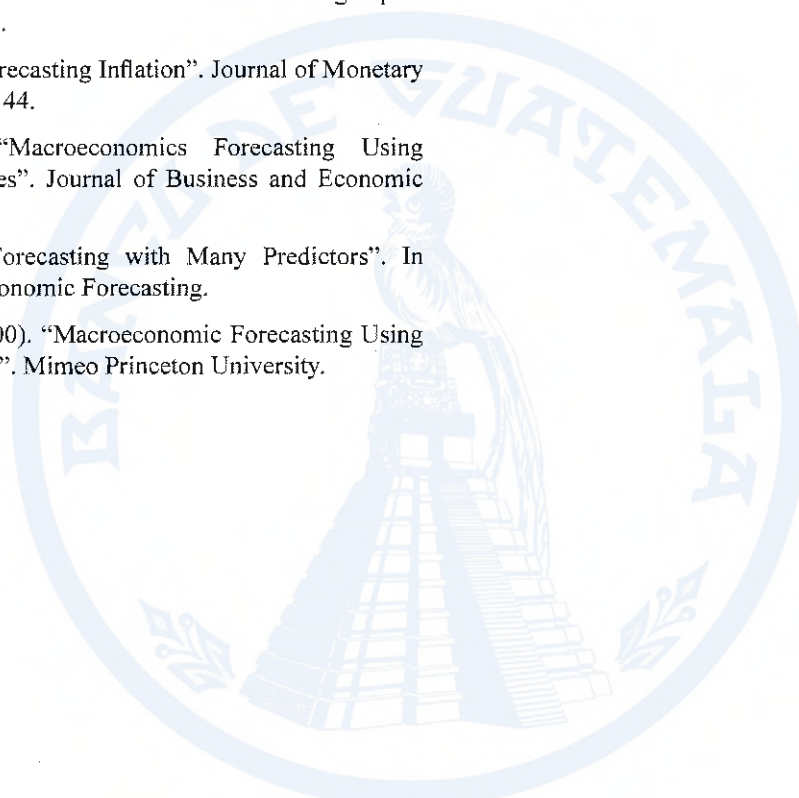
----- (1998). "Diffusion Indexes". NBER Working Papers Series, No. 6702.

----- (1999). "Forecasting Inflation". Journal of Monetary Economics, Vol. 44.

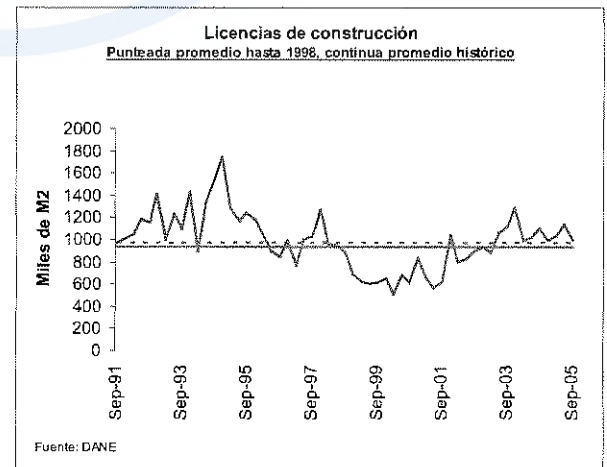
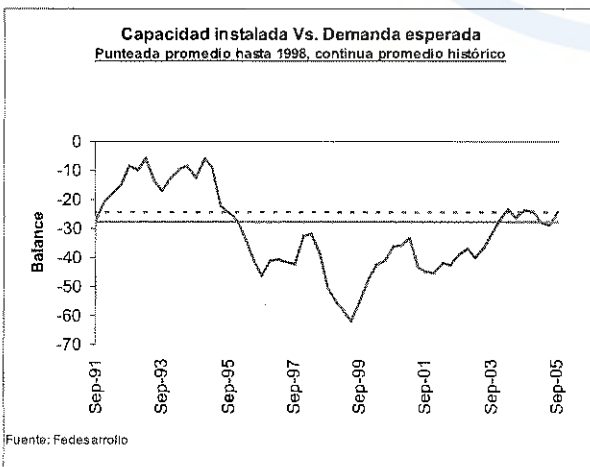
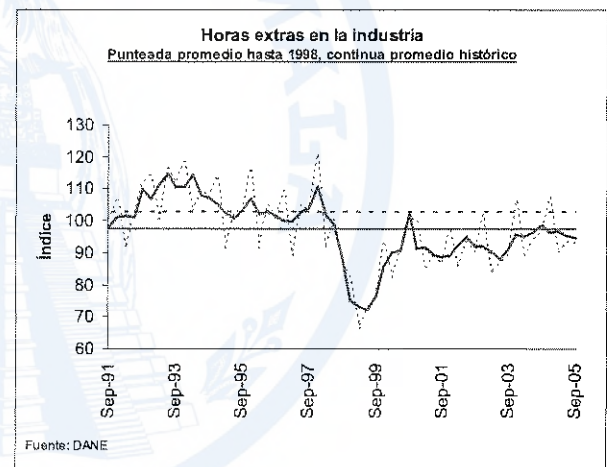
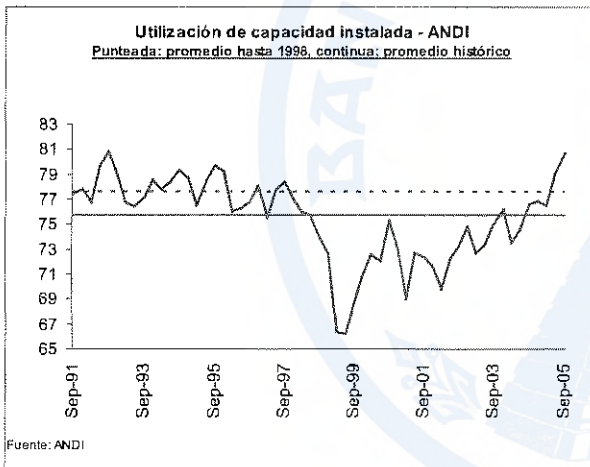
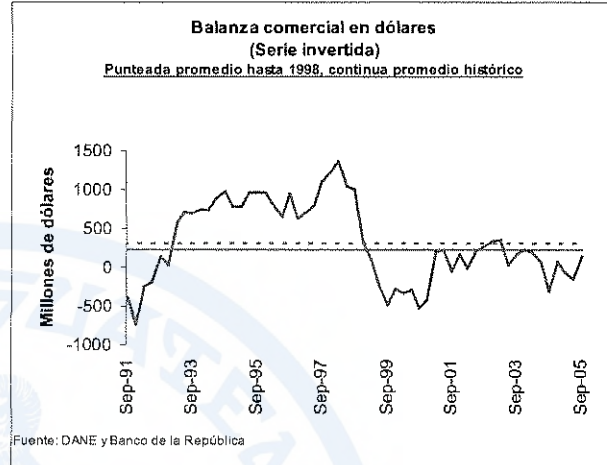
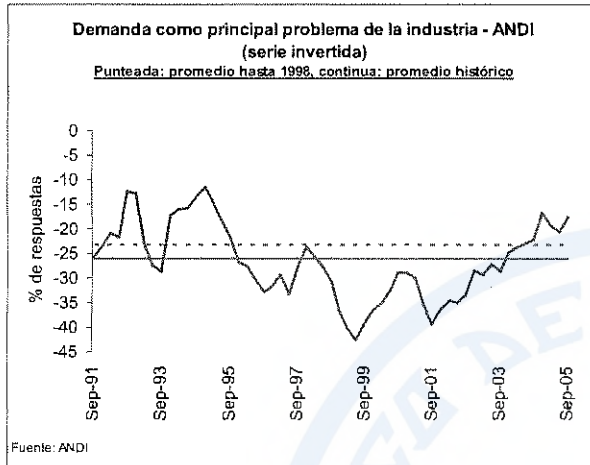
----- (2002). "Macroeconomics Forecasting Using Diffusion Indexes". Journal of Business and Economic Statistics. 20:2.

----- (2004). "Forecasting with Many Predictors". In Handbook of Economic Forecasting.

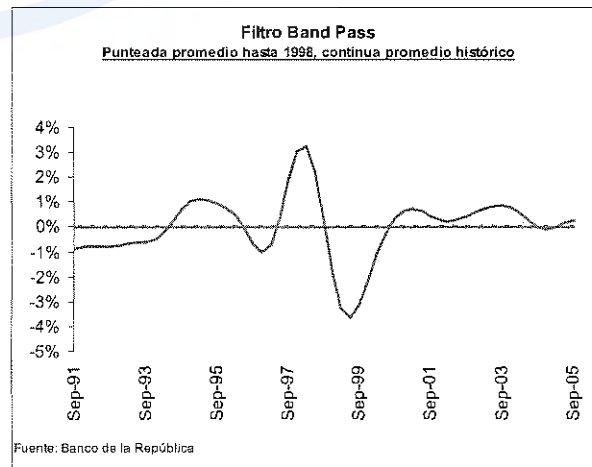
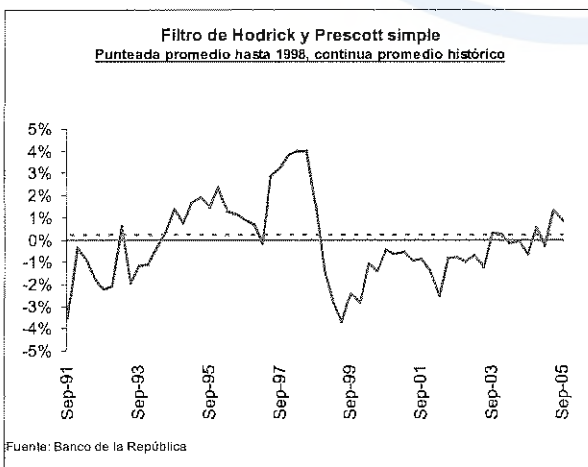
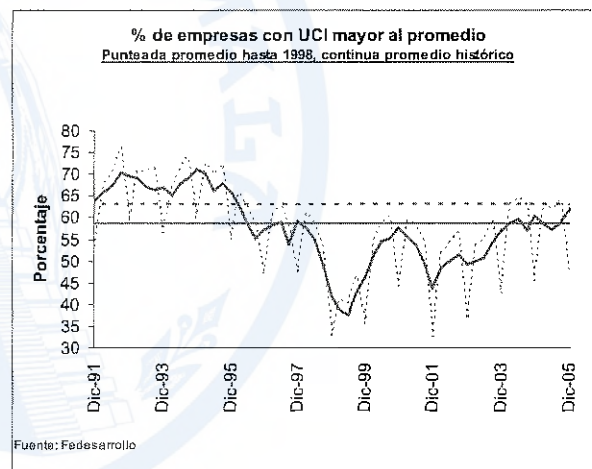
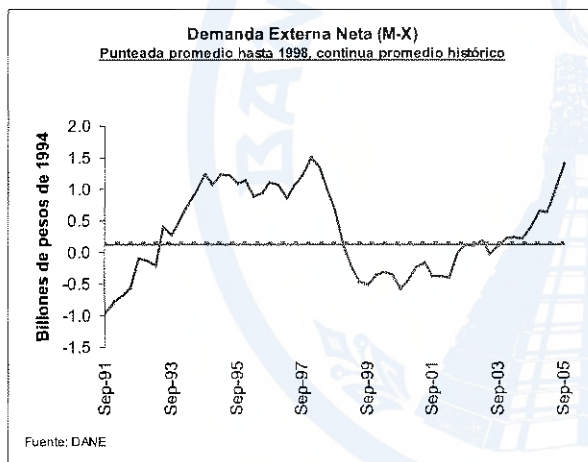
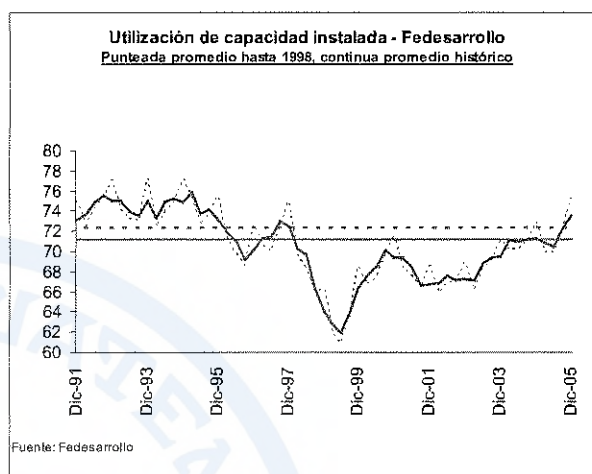
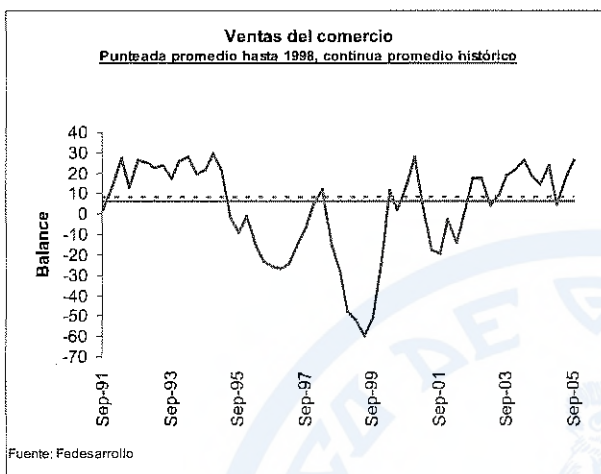
Watson, M. (2000). "Macroeconomic Forecasting Using Many Predictors". Mimeo Princeton University.



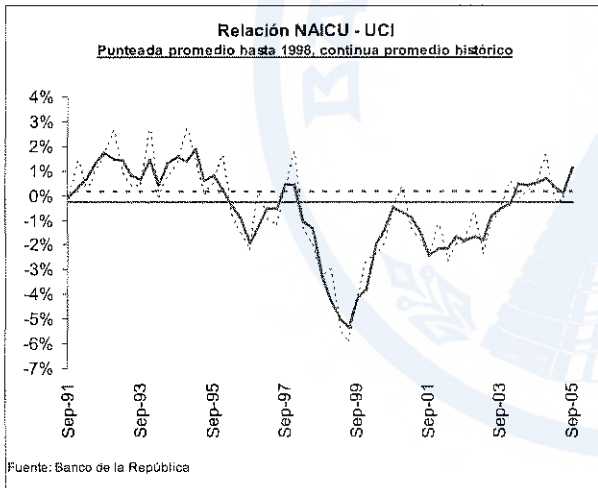
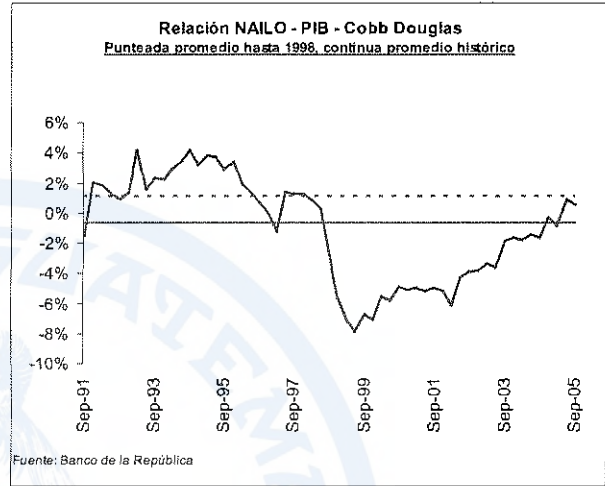
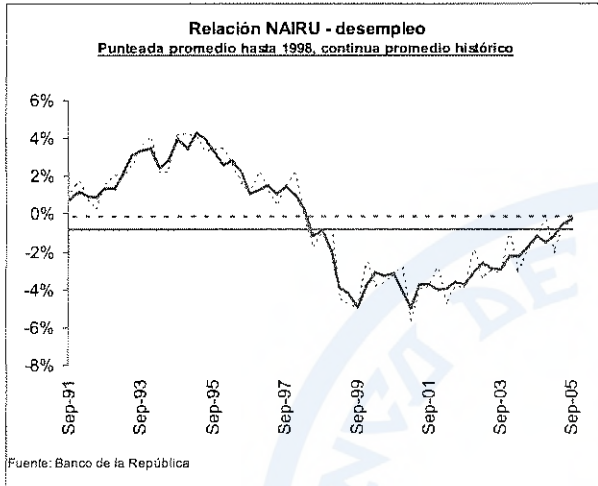
Anexo 1 Indicadores de la brecha del producto para Colombia



Anexo 1 (Continuación)



Anexo 1 (Continuación)



Anexo 2
Modelos para cada uno de los Indicadores de Brecha
(Ene-98 a Sep-05)

	Beta	std_dev	t_esta	p_val
1 HP Priors				
Y1	0.58	0.12	4.85	0.00
Y3	0.17	0.11	1.61	0.11
X2	0.63	0.22	2.94	0.00
X3	-0.33	0.22	-1.49	0.14
EXPECT	0.24	0.10	2.28	0.03
2 Demanda ANDI				
Y1	0.48	0.13	3.80	0.00
Y2	0.18	0.13	1.41	0.16
X1	0.24	0.13	1.83	0.07
X4	0.29	0.16	1.84	0.07
EXPECT	0.32	0.11	2.99	0.00
3 UCI ANDI				
Y1	0.53	0.13	4.21	0.00
Y2	0.22	0.12	1.81	0.08
X2	0.35	0.13	2.73	0.01
EXPECT	0.22	0.09	2.41	0.02
4 X M enUS				
Y1	0.50	0.13	3.82	0.00
Y2	0.22	0.15	1.48	0.15
Y3	0.22	0.14	1.55	0.13
X1	0.27	0.18	1.68	0.10
X6	-0.44	0.15	-2.98	0.00
EXPECT	0.03	0.12	0.22	0.82
6 UCI FEDE				
Y1	0.50	0.12	4.10	0.00
Y2	0.23	0.12	1.95	0.06
X1	0.43	0.12	3.68	0.00
EXPECT	0.25	0.09	2.81	0.01
6 HExtras				
Y1	0.48	0.13	3.60	0.00
Y2	0.25	0.14	1.73	0.09
X1	0.55	0.15	3.69	0.00
X5	-0.34	0.16	-2.18	0.03
X6	0.37	0.14	2.69	0.01
EXPECT	0.26	0.12	2.13	0.04
7 UCAPINV				
Y1	0.44	0.11	3.86	0.00
X1	0.50	0.19	2.67	0.01
X3	-0.59	0.34	-1.72	0.09
X4	0.47	0.34	1.40	0.17
X6	0.45	0.21	2.13	0.04
EXPECT	0.54	0.12	4.56	0.00
8 XM en 94				
Y1	0.64	0.12	5.45	0.00
Y3	0.29	0.13	2.18	0.03
X3	0.88	0.35	2.47	0.02
X4	-1.22	0.50	-2.46	0.02
X5	0.80	0.47	1.70	0.09
X6	-0.65	0.31	-2.10	0.04
EXPECT	0.03	0.12	0.27	0.79
9 UCI EMPRE				
Y1	0.42	0.13	3.31	0.00
Y3	0.18	0.11	1.61	0.11
X1	0.28	0.13	2.18	0.03
X3	0.24	0.13	1.87	0.07
X4	0.22	0.13	1.64	0.11
EXPECT	0.37	0.11	3.42	0.00
10 LICENCIAS				
Y1	0.52	0.10	5.14	0.00
Y4	-0.16	0.11	-1.54	0.13
X1	0.47	0.12	4.02	0.00
X6	0.52	0.14	3.65	0.00
EXPECT	0.63	0.13	4.75	0.00
11 Comer3Fede				
Y1	0.52	0.12	4.26	0.00
Y2	0.28	0.12	2.27	0.03
X2	0.36	0.14	2.59	0.01
X4	-0.43	0.22	-1.96	0.06
X5	0.49	0.19	2.55	0.01
EXPECT	0.18	0.10	1.76	0.08
12 HP				
Y1	0.56	0.13	4.25	0.00
Y2	0.21	0.15	1.41	0.16
Y3	0.20	0.13	1.53	0.13
X2	0.24	0.17	1.42	0.16
X3	-0.32	0.18	-1.73	0.09
X6	-0.26	0.13	-2.03	0.05
EXPECT	-0.01	0.11	-0.12	0.91
13 BP				
Y1	0.49	0.14	3.51	0.00
Y2	0.30	0.16	1.96	0.06
Y3	0.22	0.14	1.55	0.13
X1	-10.20	4.50	-2.26	0.03
X2	32.46	13.31	2.44	0.02
X3	-40.03	16.07	-2.49	0.02
X4	19.92	8.11	2.46	0.02
X6	-3.03	1.29	-2.34	0.02
EXPECT	-0.08	0.11	-0.51	0.61
14 NAIRU GAP				
Y1	0.52	0.11	4.70	0.00
X1	0.56	0.17	3.36	0.00
EXPECT	0.45	0.11	4.12	0.00
16 NAICU GAP				
Y1	0.46	0.12	3.70	0.00
Y2	0.27	0.12	2.24	0.03
X1	0.24	0.15	1.60	0.11
X2	0.24	0.16	1.55	0.13
EXPECT	0.25	0.09	2.83	0.01
16 CD GAP				
Y1	0.46	0.13	3.63	0.00
Y2	0.18	0.14	1.36	0.18
X2	0.80	0.24	3.33	0.00
X4	-0.37	0.25	-1.49	0.14
EXPECT	0.34	0.12	2.73	0.01
17 CP TODOS				
Y1	0.48	0.13	3.82	0.00
Y2	0.21	0.12	1.72	0.09
X1	0.36	0.11	3.37	0.00
EXPECT	0.29	0.10	3.02	0.00
18 CPEST				
Y1	0.51	0.13	3.96	0.00
Y2	0.21	0.12	1.70	0.09
X1	0.44	0.17	2.57	0.01
EXPECT	0.25	0.10	2.56	0.01
19 CP DATOS				
Y1	0.44	0.12	3.78	0.00
X1	1.17	0.32	3.70	0.00
X6	0.98	0.37	2.65	0.01
EXPECT	0.54	0.12	4.51	0.00
20 CP TODOS V				
Y1	0.44	0.12	3.58	0.00
Y2	0.28	0.12	2.40	0.02
X2	0.33	0.09	3.60	0.00
EXPECT	0.28	0.09	3.07	0.00
21 CPEST V				
Y1	0.49	0.13	3.85	0.00
Y2	0.27	0.13	2.09	0.04
X2	0.64	0.16	3.93	0.00
X4	-0.54	0.28	-1.94	0.06
X5	0.35	0.23	1.54	0.13
EXPECT	0.24	0.12	1.96	0.05
22 CP DATOS V				
Y1	0.40	0.13	3.04	0.00
Y2	0.20	0.14	1.44	0.16
Y3	0.19	0.12	1.52	0.13
X2	0.42	0.11	3.84	0.00
EXPECT	0.21	0.09	2.28	0.03

Anexo 3 Evaluación de pronóstico a los diferentes horizontes

Evaluación de Pronósticos de inflación para Varios Horizontes*						
Horizonte 1 N=31						
	ME	MAE	MAPE	RMSE	RMSPE	UTHEIL
CP DATOS	-0.12	1.18	25%	1.62	41%	0.86
Cap Vs Dda	-0.29	1.09	25%	1.54	45%	0.82
Dda ANDI	-0.35	1.24	28%	1.72	49%	0.81
CP TODAS	-0.41	1.25	28%	1.76	54%	0.93
HP PRIOS	-0.14	1.34	28%	1.82	47%	0.97
Vtas Ccbo	-0.54	1.26	28%	1.72	45%	0.91
CD GAP	-0.44	1.34	28%	1.84	51%	0.98
CP EST	-0.54	1.30	28%	1.82	53%	0.97
UCI FEDE	-0.28	1.17	29%	1.68	61%	0.89
CP EST V	-0.56	1.27	29%	1.71	54%	0.91
CPDATOS V	-0.27	1.30	29%	1.63	47%	0.87
NAIRU GAP	-0.29	1.35	29%	1.88	52%	1.00
H Extras	-0.48	1.32	30%	1.71	52%	0.91
UCI ANDI	-0.30	1.31	30%	1.83	57%	0.97
% UCI > PROM	-0.30	1.32	30%	1.83	54%	0.97
CP TODAS V	-0.21	1.33	30%	1.68	50%	0.89
NAICU GAP	-0.35	1.28	31%	1.76	63%	0.94
LICENCIAS	-0.36	1.49	32%	1.84	43%	0.98
DDA EXT NETA	-0.95	1.42	34%	1.80	59%	0.96
B Ccial	-0.84	1.60	35%	2.05	58%	1.05
HP	-0.64	1.48	37%	1.99	72%	1.09
BP	-1.38	1.80	41%	2.76	85%	1.47

Horizonte 6 N=26						
	ME	MAE	MAPE	RMSE	RMSPE	UTHEIL
HP PRIOS	0.59	1.13	25%	1.42	33%	0.36
CP DATOS	0.21	1.09	25%	1.37	33%	0.35
Cap Vs Dda	-0.32	1.11	27%	1.55	39%	0.39
CP GAP	-0.39	0.87	27%	1.20	56%	0.31
CP TODAS	-0.36	0.87	27%	1.24	58%	0.32
UCI ANDI	-0.01	1.16	29%	1.60	49%	0.41
CP EST	-0.78	1.02	31%	1.47	61%	0.37
NAIRU GAP	0.13	1.17	32%	1.46	67%	0.37
UCI FEDE	-0.36	1.05	33%	1.45	73%	0.37
NAICU GAP	-0.40	1.18	34%	1.70	68%	0.43
Dda ANDI	-0.42	1.37	34%	1.81	51%	0.46
% UCI > PROM	-0.33	1.37	35%	1.74	55%	0.44
CP EST V	-0.96	1.36	37%	1.61	59%	0.41
CPDATOS V	-0.34	1.71	39%	2.19	51%	0.56
CP TODAS V	-0.06	1.74	40%	2.28	53%	0.58
Vtas Ccbo	-1.51	1.93	43%	2.31	51%	0.59
H Extras	-1.06	1.48	44%	2.02	88%	0.51
LICENCIAS	-0.22	1.94	44%	2.26	51%	0.57
B Ccial	-1.89	2.17	60%	2.74	92%	0.70
DDA EXT NETA	-2.65	2.65	73%	2.96	104%	0.75
HP	-2.96	3.22	91%	3.96	163%	1.01
BP	-5.53	6.07	154%	8.14	242%	2.07

Horizonte 2 N=30						
	ME	MAE	MAPE	RMSE	RMSPE	UTHEIL
CP DATOS	-0.20	1.27	25%	1.77	38%	0.80
Cap Vs Dda	-0.50	1.15	26%	1.65	42%	0.74
HP PRIOS	-0.25	1.42	28%	2.15	48%	0.97
Dda ANDI	-0.61	1.38	30%	2.03	54%	0.92
Vtas Ccbo	-0.94	1.46	30%	2.02	42%	0.91
CP EST	-0.85	1.44	31%	2.12	57%	0.96
% UCI > PROM	-0.51	1.46	31%	2.19	58%	0.99
CP TODAS	-0.60	1.41	31%	1.97	58%	0.89
UCI FEDE	-0.43	1.26	31%	1.79	67%	0.81
NAIRU GAP	-0.40	1.49	32%	2.07	55%	0.93
CD GAP	-0.68	1.55	33%	2.13	54%	0.96
UCI ANDI	-0.43	1.55	33%	2.20	58%	0.98
CPDATOS V	-0.43	1.44	33%	1.84	51%	0.83
CP EST V	-0.87	1.49	33%	1.98	56%	0.89
CP TODAS V	-0.34	1.47	33%	1.89	53%	0.85
NAICU GAP	-0.49	1.48	36%	1.99	70%	0.90
H Extras	-0.77	1.55	36%	2.10	63%	0.85
LICENCIAS	-0.55	2.01	41%	2.39	49%	1.07
DDA EXT NETA	-1.51	1.72	41%	2.18	66%	0.99
B Ccial	-1.35	1.95	42%	2.69	68%	1.21
HP	-1.48	2.02	50%	2.58	92%	1.17
BP	-2.58	2.97	65%	4.46	129%	2.02

Horizonte 8 N=24						
	ME	MAE	MAPE	RMSE	RMSPE	UTHEIL
Cap Vs Dda	-0.02	0.87	22%	1.22	33%	0.30
CP TODAS	-0.33	0.84	26%	1.24	55%	0.30
HP PRIOS	1.04	1.17	27%	1.38	31%	0.34
UCI ANDI	0.34	0.98	27%	1.20	45%	0.30
CD GAP	-0.32	0.89	27%	1.24	54%	0.31
CP DATOS	0.39	1.08	27%	1.36	38%	0.34
CP EST	-0.65	0.85	28%	1.31	58%	0.32
NAIRU GAP	0.31	1.00	31%	1.41	58%	0.35
Dda ANDI	-0.13	1.15	31%	1.44	48%	0.35
CP EST V	-0.93	1.20	32%	1.50	46%	0.37
% UCI > PROM	-0.01	1.14	32%	1.34	53%	0.33
UCI FEDE	-0.35	1.01	33%	1.40	71%	0.34
NAICU GAP	-0.47	1.17	33%	1.68	65%	0.41
CPDATOS V	-0.29	1.63	36%	2.12	48%	0.52
CP TODAS V	-0.01	1.81	40%	2.23	49%	0.55
H Extras	-0.90	1.24	41%	1.84	94%	0.45
Vtas Ccbo	-1.23	1.84	43%	2.10	50%	0.52
LICENCIAS	-0.11	1.91	44%	2.27	52%	0.56
B Ccial	-2.11	2.71	72%	3.20	96%	0.79
DDA EXT NETA	-3.03	3.03	83%	3.30	111%	0.81
HP	-3.61	4.07	112%	4.62	168%	1.13
BP	-5.43	6.05	165%	7.80	258%	1.92

Horizonte 4 N=28						
	ME	MAE	MAPE	RMSE	RMSPE	UTHEIL
Cap Vs Dda	-0.57	1.26	29%	1.81	42%	0.52
CP DATOS	-0.09	1.37	29%	1.89	38%	0.54
CP TODAS	-0.65	1.27	32%	2.05	67%	0.58
UCI FEDE	-0.55	1.23	34%	1.95	77%	0.56
CD GAP	-0.73	1.38	34%	2.26	71%	0.64
CP EST	-1.06	1.48	36%	2.41	70%	0.69
NAIRU GAP	-0.29	1.51	36%	2.12	60%	0.60
HP PRIOS	-0.06	1.68	37%	2.50	60%	0.71
NAICU GAP	-0.55	1.44	37%	2.20	80%	0.63
UCI ANDI	-0.42	1.64	37%	2.55	70%	0.73
% UCI > PROM	-0.59	1.71	39%	2.50	67%	0.71
Dda ANDI	-0.75	1.73	39%	2.45	62%	0.70
CP EST V	-1.10	1.54	39%	2.28	80%	0.65
H Extras	-1.13	1.64	43%	2.36	86%	0.67
CPDATOS V	-0.51	1.84	43%	2.43	63%	0.69
CP TODAS V	-0.31	1.84	43%	2.49	65%	0.71
Vtas Ccbo	-1.48	2.13	48%	2.62	61%	0.75
LICENCIAS	-0.52	2.31	49%	2.62	54%	0.75
B Ccial	-1.91	2.47	60%	3.22	96%	0.92
DDA EXT NETA	-2.30	2.40	63%	2.83	98%	0.81
HP	-2.47	2.92	79%	3.73	147%	1.06
BP	-4.82	5.26	125%	7.54	222%	2.15

*Se evaluó el pronóstico de inflación anual de bienes no transables (sin alimentos ni regulados) para una curva de Phillips híbrida entre Ene-98 y Sep-05.

Anexo 4
Indicadores con mejor ajuste para diferentes horizontes

Indicadores con Mejor Ajuste para Diferentes Horizontes*					
Ranking	1 Trim.	2 Trim.	3 Trim.	4 Trim.	Ranking
1	CP DATOS	CP DATOS	CP DATOS	Cap Vs Dda	1
2	Cap Vs Dda	Cap Vs Dda	Cap Vs Dda	CP DATOS	2
3	Dda ANDI	HP PRIOS	HP PRIOS	CP TODAS	3
4	CP TODAS	Dda ANDI	CP TODAS	UCI FEDE	4
5	HP PRIOS	Vtas Ccio	CP EST	CD GAP	5
6	Vtas Ccio	CP EST	CD GAP	CP EST	6
7	CD GAP	% UCI > PROM	UCI FEDE	NAIRU GAP	7
8	CP EST	CP TODAS	Dda ANDI	HP PRIOS	8
9	UCI FEDE	UCI FEDE	NAIRU GAP	NAICU GAP	9
10	CP EST V	NAIRU GAP	CP EST V	UCI ANDI	10
11	CPDATOS V	CD GAP	UCI ANDI	% UCI > PROM	11
12	NAIRU GAP	UCI ANDI	% UCI > PROM	Dda ANDI	12
13	H Extras	CPDATOS V	CPDATOS V	CP EST V	13
14	UCI ANDI	CP EST V	Vtas Ccio	H Extras	14
15	% UCI > PROM	CP TODAS V	CP TODAS V	CPDATOS V	15
16	CP TODAS V	NAICU GAP	NAICU GAP	CP TODAS V	16
17	NAICU GAP	H Extras	H Extras	Vtas Ccio	17
18	LICENCIAS	LICENCIAS	LICENCIAS	LICENCIAS	18
19	DDA EXT NETA	DDA EXT NETA	DDA EXT NETA	B Ccial	19
20	B Ccial	B Ccial	B Ccial	DDA EXT NETA	20
21	HP	HP	HP	HP	21
22	BP	BP	BP	BP	22
* Para cada indicador se buscó el mejor modelo para una curva de Phillips Híbrida.					
Ranking	5 Trim.	6 Trim.	7 Trim.	8 Trim.	Ranking
1	CP DATOS	HP PRIOS	CP DATOS	Cap Vs Dda	1
2	CP TODAS	CP DATOS	Cap Vs Dda	CP TODAS	2
3	CD GAP	Cap Vs Dda	CP TODAS	HP PRIOS	3
4	Cap Vs Dda	CD GAP	CD GAP	UCI ANDI	4
5	CP EST	CP TODAS	UCI ANDI	CD GAP	5
6	HP PRIOS	UCI ANDI	CP EST	CP DATOS	6
7	UCI FEDE	CP EST	HP PRIOS	CP EST	7
8	UCI ANDI	NAIRU GAP	NAIRU GAP	NAIRU GAP	8
9	NAIRU GAP	UCI FEDE	UCI FEDE	Dda ANDI	9
10	Dda ANDI	NAICU GAP	NAICU GAP	CP EST V	10
11	NAICU GAP	Dda ANDI	% UCI > PROM	% UCI > PROM	11
12	CP EST V	% UCI > PROM	Dda ANDI	UCI FEDE	12
13	% UCI > PROM	CP EST V	CP EST V	NAICU GAP	13
14	CPDATOS V	CPDATOS V	CPDATOS V	CPDATOS V	14
15	CP TODAS V	CP TODAS V	CP TODAS V	CP TODAS V	15
16	H Extras	Vtas Ccio	H Extras	H Extras	16
17	Vtas Ccio	H Extras	LICENCIAS	Vtas Ccio	17
18	LICENCIAS	LICENCIAS	Vtas Ccio	LICENCIAS	18
19	B Ccial	B Ccial	B Ccial	B Ccial	19
20	DDA EXT NETA	DDA EXT NETA	DDA EXT NETA	DDA EXT NETA	20
21	HP	HP	HP	HP	21
22	BP	BP	BP	BP	22