

Banco Central de Chile
Documentos de Trabajo

Central Bank of Chile
Working Papers

N° 559

Marzo 2010

**EL ESCASO PODER PREDICTIVO DE SIMPLES
CURVAS DE PHILLIPS EN CHILE: UNA
EVALUACIÓN EN TIEMPO REAL**

Pablo Pincheira

Hernán Rubio

La serie de Documentos de Trabajo en versión PDF puede obtenerse gratis en la dirección electrónica: <http://www.bcentral.cl/esp/estpub/estudios/dtbc>. Existe la posibilidad de solicitar una copia impresa con un costo de \$500 si es dentro de Chile y US\$12 si es para fuera de Chile. Las solicitudes se pueden hacer por fax: (56-2) 6702231 o a través de correo electrónico: bcch@bcentral.cl.

Working Papers in PDF format can be downloaded free of charge from: <http://www.bcentral.cl/eng/stdpub/studies/workingpaper>. Printed versions can be ordered individually for US\$12 per copy (for orders inside Chile the charge is Ch\$500.) Orders can be placed by fax: (56-2) 6702231 or e-mail: bcch@bcentral.cl.



BANCO CENTRAL DE CHILE

CENTRAL BANK OF CHILE

La serie Documentos de Trabajo es una publicación del Banco Central de Chile que divulga los trabajos de investigación económica realizados por profesionales de esta institución o encargados por ella a terceros. El objetivo de la serie es aportar al debate temas relevantes y presentar nuevos enfoques en el análisis de los mismos. La difusión de los Documentos de Trabajo sólo intenta facilitar el intercambio de ideas y dar a conocer investigaciones, con carácter preliminar, para su discusión y comentarios.

La publicación de los Documentos de Trabajo no está sujeta a la aprobación previa de los miembros del Consejo del Banco Central de Chile. Tanto el contenido de los Documentos de Trabajo como también los análisis y conclusiones que de ellos se deriven, son de exclusiva responsabilidad de su o sus autores y no reflejan necesariamente la opinión del Banco Central de Chile o de sus Consejeros.

The Working Papers series of the Central Bank of Chile disseminates economic research conducted by Central Bank staff or third parties under the sponsorship of the Bank. The purpose of the series is to contribute to the discussion of relevant issues and develop new analytical or empirical approaches in their analyses. The only aim of the Working Papers is to disseminate preliminary research for its discussion and comments.

Publication of Working Papers is not subject to previous approval by the members of the Board of the Central Bank. The views and conclusions presented in the papers are exclusively those of the author(s) and do not necessarily reflect the position of the Central Bank of Chile or of the Board members.

Documentos de Trabajo del Banco Central de Chile
Working Papers of the Central Bank of Chile
Agustinas 1180
Teléfono: (56-2) 6702475; Fax: (56-2) 6702231

Documento de Trabajo
N° 559

Working Paper
N° 559

EL ESCASO PODER PREDICTIVO DE SIMPLES CURVAS DE PHILLIPS EN CHILE: UNA EVALUACIÓN EN TIEMPO REAL

Pablo Pincheira
Gerencia de Investigación Económica
Banco Central de Chile

Hernán Rubio
Gerencia de Análisis Macroeconómico
Banco Central de Chile

Resumen

En este trabajo exploramos la existencia, robustez y magnitud del eventual aporte que puedan hacer diversas medidas de actividad a la tarea de predecir la inflación en Chile. Para ello nos basamos en algunas versiones de curvas de Phillips "backward looking", y utilizamos una base en tiempo real para obtener una apreciación de la capacidad predictiva que sea coherente con los niveles de incertidumbre que enfrentan los agentes económicos al momento de tomar sus decisiones. Nuestros principales resultados confirman los que muestra la literatura reciente en Estados Unidos: el aporte predictivo de las medidas de actividad aquí consideradas es episódico, inestable y de magnitud moderada. Estos resultados son robustos a la utilización de datos definitivos o en tiempo real para la estimación de las ecuaciones. Esto se da en un contexto en el que las cifras de actividad finales y en tiempo real pueden diferir significativamente y, en consecuencia, pueden llegar a generar proyecciones de inflación bastante distintas.

The Low Predictive Power of Simple Phillips Curves in Chile: A Real-Time Evaluation

Abstract

In this article we explore the existence, robustness and size of the contribution that several activity measures make when predicting inflation in Chile. For that purpose, we use backward-looking Phillips curves and make use of a real-time database to get an evaluation of predictive ability consistent with the uncertainty faced by policy-makers when making decisions in real time. Our main results confirm those shown by the recent literature in the USA: the predictive contribution of the GDP measures considered here is episodic, unstable and of moderate size. These results are robust to the estimation being made with either revised or real-time data. This holds true in a context in which final and first vintage GDP measures are shown to differ significantly and to generate quite different inflation forecasts.

Agradecemos a Ramón Cornejo por su asistencia y a María Pilar Pozo por facilitarnos parte de la base en tiempo real del IMACEC. Nuestro trabajo se ha beneficiado con las opiniones expresadas en los talleres de Conducción de Política Monetaria, y de Dinámica de Precios y Salarios del Banco Central de Chile. Los valiosos comentarios de Luis Felipe Céspedes, Claudio Soto y Pablo García también han sido incorporados a este trabajo. Correspondencia: Agustinas 1180. Santiago-Chile. Tel: (562) 670-2874, Fax: (562) 670-2836. E-mail: ppinchei@bcentral.cl; hrubio@bcentral.cl.

1 Introduction

Artículos recientes sobre predicción de inflación en Estados Unidos en base a curvas de Phillips, muestran una capacidad predictiva algo limitada que ha sido denominada por Stock y Watson (2008) como “episódica”. En otras palabras, las curvas de Phillips entendidas como modelos para predecir inflación en base a una o más variables de actividad, tendrían capacidad predictiva solo en algunos períodos específicos, mientras que en otros esta capacidad simplemente desaparecería o no sería superior a la de algunos competidores simples. Este tipo de resultados, ciertamente llamativos e inquietantes, han sido reportados no solo por Stock y Watson (2008) sino que también por Rossi y Sekhposyan (2009) y Clark y McCracken (2006) entre otros.

Las Curvas de Phillips, en sus distintas versiones, han estado presentes en el análisis económico desde muchos años. En particular, relaciones de esta naturaleza forman parte central de muchos modelos macroeconómicos en la actualidad, comenzando por el modelo de estimación y proyección del Banco Central de Chile, Banco Central de Chile (2003). Los resultados de Stock y Watson (2008), Rossi y Sekhposyan (2009) y Clark y McCracken (2006) de alguna manera ponen en tela de juicio el amplio uso que se le ha dado a este tipo de relaciones en la literatura económica, aunque ciertamente el número de especificaciones y de horizontes de predicción es suficientemente grande como para que en solo un artículo se evalúen todas las posibles combinaciones, lo que deja siempre abierta la pregunta respecto de una nueva especificación que potencialmente podría mejorar las proyecciones de modelos predecesores.

La discusión en este sentido está llena de sutilezas que pueden ser importantes a la hora de juzgar la utilidad predictiva de una curva de Phillips. En primer lugar, y como ya se ha señalado, la variedad existente de curvas de Phillips hace prácticamente imposible la evaluación de todas ellas en un solo trabajo académico. En segundo lugar, las curvas de Phillips surgen como una relación contemporánea entre variables de actividad e inflación, lo que en estricto rigor las convierte en modelos de consistencia y no en modelos de proyección. Este es el caso, por ejemplo, de la curva de Phillips neokeynesiana, que en términos generales plantea una relación contemporánea entre inflación, costos marginales, y expectativas de inflación. Ver por ejemplo Céspedes, Ochoa y Soto (2005). En principio no es claro que la falla de este tipo de modelos en una determinada dimensión, necesariamente implique la falla en la otra dimensión.

Para entender la evidencia de precaria utilidad predictiva mencionada anteriormente se han planteado algunas hipótesis. En particular para el caso de Estados Unidos, se ha dicho que la falta de capacidad de ciertas medidas de actividad para predecir inflación no necesariamente obedecería a una ausencia de relación entre medidas usuales de actividad e inflación futura, porque este resultado empírico también es consistente con una relación débil entre ambas variables, que de ser lineal, podría estar asociada a un parámetro pequeño y probablemente inestable¹.

En este sentido nos parece relevante explorar esta hipótesis para la relación entre medidas usuales de actividad e inflación futura en Chile. Así, en este trabajo analizamos si algunas tradicionales medidas de actividad tienen capacidad para aportar en la tarea predictiva de la inflación en Chile. En caso que esta respuesta sea afirmativa, también analizamos la estabilidad de esta capacidad predictiva.

En nuestro objetivo impera un sentido fundamentalmente pragmático. Nuestro interés último consiste en determinar si las medidas de actividad acá analizadas pueden iluminar una toma de decisión de política económica, en base a un adecuado pronóstico de inflación. Para ello utilizamos una base en tiempo real del Indicador Mensual de Actividad Económica (IMACEC) que nos entrega en cada momento del tiempo t , la serie histórica del IMACEC que se encontraba disponible en ese instante en los Boletines Mensuales del Banco Central de Chile. Este punto es muy importante, toda vez que las cifras de actividad generalmente pasan por varias rondas de revisiones hasta convertirse en datos definitivos. Estas rondas de revisiones puede tardar años y tal como se muestra en este documento, pueden llevar a importantes modificaciones con respecto a las primeras señales de actividad publicadas. Una evaluación de la utilidad predictiva de medidas de actividad en base a cifras revisadas de IMACEC, en principio podría ser muy poco útil para juzgar el aporte de estas variables en la toma de decisión económica. Si la diferencia entre las primeras cifras publicadas y las definitivas fuera grande, cualquier análisis de esta naturaleza llevado a cabo con cifras definitivas estaría contaminado por contener información que al momento de la toma de decisiones no pertenecía al conjunto de información disponible. Por esta razón le damos en este artículo un rol importante a las estimaciones en tiempo real, aunque paralelamente realizamos estimaciones con cifras definitivas, a modo de evaluar las potenciales diferencias que se puedan detectar entre el análisis con cifras revisadas y en tiempo real.

Nuestros principales resultados confirman los mostrados por Stock y Watson

¹Esta hipótesis fue planteada por Michael McCracken en las “Joint Statistical Meetings 2009” celebradas en Washington DC, en agosto del 2009.

(2008), Rossi y Sekhposyan (2009) y Clark y McCracken (2006). La evidencia de predictibilidad es episódica, inestable y en general el coeficiente que acompaña a las distintas medidas de actividad es de magnitud moderada. Estos hallazgos pueden en parte explicar algunos de los resultados obtenidos en el ejercicio fuera de muestra que también llevamos a cabo. En este ejercicio, vemos que el aporte predictivo de las medidas de actividad que analizamos es mínimo o inexistente en relación al aporte de los rezagos de la inflación y otras variables exógenas incluidas en el análisis. De estos resultados empíricos concluimos que, si bien las medidas de actividad aquí utilizadas tienen cierta capacidad para predecir inflación futura, esta capacidad es inestable y limitada en relación a la inercia de la inflación en Chile.

Es importante enfatizar que nuestros resultados provienen de un riguroso y simple análisis econométrico de cuatro simples versiones de curvas de Phillips de tipo backward-looking, en que la variable de actividad utilizada ingresa en cada ecuación sin más rezagos que el último dato de actividad disponible. En principio no parece sencillo generalizar nuestros resultados a otras versiones de curvas de Phillips que incorporen términos forward-looking, otras variables de actividad y/o rezagos adicionales de ellas. Desde este punto de vista sería interesante estudiar en el futuro que tan extrapolables son nuestros resultados a otras especificaciones. Nuestra elección de curvas de Phillips de tipo backward-looking obedece a la extensa literatura que las ha estudiado en el últimos tiempo, y que citamos en la siguiente sección, y en el hecho de que una instrumentación usual de términos backward looking consiste simplemente en añadir rezagos de la variable en cuestión, expresión que finalmente se parece bastante a una especificación backward looking. Finalmente es importante aclarar la razón por la cual incorporamos solo el último dato de medida de actividad disponible sin incluir rezagos. Hacemos esto por la importancia que parece tener en el debate económico el estado actual de la actividad económica de un país por sobre la evolución que tenga esa actividad. En particular nos basamos en el hecho de que una especificación tradicional de una regla de Taylor incluye solo al término contemporáneo de la brecha del producto, y no a adicionales rezagos, ver Taylor (1993).

El resto del artículo se organiza de la siguiente manera. En la siguiente sección presentamos una pequeña revisión de la literatura reciente sobre predictibilidad de inflación en base a curvas de Phillips. En la sección 3 describimos la metodología que hemos seguido en este trabajo. La sección 4 muestra los resultados, mientras que en la sección 5 entregamos las principales conclusiones que de este artículo se derivan.

2 Revisión de la Literatura.

Desde hace largos años diversos autores detectaron empíricamente relaciones entre actividad e inflación, que posteriormente se han popularizado bajo el nombre de curvas de Phillips, en alusión al trabajo de Phillips (1958). Tanto él como Fisher (1926) y Samuelson y Solow (1960) documentan la existencia de una relación empírica inversa entre alguna medida de inflación y la tasa de desempleo. Posteriormente son incontables los artículos que debaten y argumentan a favor y en contra de la existencia, estabilidad y/o utilidad de este tipo de relaciones. Para el lector interesado recomendamos la reseña histórica de Atkeson y Ohanian (2001) que entrega una breve revisión histórica de la literatura al respecto. Similarmente, también es relevante revisar el artículo de Stock y Watson (2008) que hace un resumen de la literatura que evalúa predicciones de inflación con metodología pseudo-fuera de muestra para Estados Unidos desde el año 1993.

Si bien sería demasiado ambicioso intentar cubrir en algunos breves párrafos toda la rica y vasta literatura que analiza y/o utiliza diversas medidas de actividad como fundamento de la inflación, nos parece relevante dedicar algunas líneas a aquellas contribuciones relativamente recientes que buscan específicamente utilizar curvas de Phillips o medidas de actividad con el fin de predecir inflación.

En relación a la revisión bibliográfica que comenzamos aquí, es interesante destacar una suerte de contradicción entre diversos artículos escritos en la última década. En efecto, para dar un ejemplo de la oscilación de opiniones nos referiremos primeramente a los artículos de Stock y Watson (1999) y Stock y Watson (2008). En el primer artículo los autores señalan que dentro de los métodos utilizados para predecir inflación, las curvas de Phillips son considerados estables y confiables en la generación de pronósticos. De hecho en este primer artículo, Stock y Watson dedican parte de su esfuerzo en evaluar la estabilidad de una determinada curva de Phillips que incluye desempleo y rezagos de inflación como predictores. Si bien ellos detectan cierta inestabilidad en esta ecuación, ella es atribuida fundamentalmente a los coeficientes asociados a los rezagos de la inflación, mientras que los coeficientes asociados a medidas de actividad económica son hallados relativamente estables. Paralelamente ellos documentan que medidas de actividad, distintas a desempleo, pueden generar predicciones más precisas que aquellas que solo utilizan variables asociadas a empleo². Finalmente los autores concluyen que las curvas de Phillips son útiles instrumentos para predecir inflación. 10 años más tarde, la historia parece ser otra, puesto que

²El periodo de análisis es 1959:1-1997:9 en frecuencia mensual.

los mismos autores en el año 2008 escriben un artículo en el que señalan que pronósticos basados en curvas de Phillips tienen un comportamiento “episódico”, esto es, que en algunos períodos son superiores a un buen benchmark univariado, pero que en algunos otros períodos son simplemente superados por estos buenos benchmarks univariados.

Si bien los resultado que nos muestran Stock y Watson en este período de 10 años no están en franca contradicción, de alguna manera muestran un atenuamiento en el entusiasmo inicial respecto a la utilidad de las curvas de Phillips como métodos de predicción.

Un resultado algo más drástico al reciente de Stock y Watson es entregado por Atkeson y Ohanian (2001), quienes muestran que varias especificaciones de curvas de Phillips son incapaces de predecir la inflación de Estados Unidos un año hacia adelante, en forma más precisa que un simple camino aleatorio. Resultado que rememora amargamente el devastador artículo de Meese y Rogoff (1983) en el terreno de la literatura de predicción de los tipos de cambio.

Siguiendo con este paralelo con la literatura de predicción de tipos de cambio, Clark y McCracken (2006) señalan que existiría evidencia a favor de la capacidad predictiva de las curvas de Phillips cuando esta predictibilidad es evaluada en ejercicios dentro de muestra, y evidencia mixta de esta predictibilidad cuando es evaluada con ejercicios fuera de muestra. En un intento por reconciliar estos dos resultados un tanto contradictorios, ellos exploran dos posibles explicaciones: la inestabilidad en los parámetros de la curva de Phillips y la potencia de los tests fuera de muestra. Los autores concluyen que es la falta de poder de las pruebas fuera de muestra, en relación a las pruebas dentro de muestra, que podría explicar estos resultados. Si bien esta falta de poder se podría ver amplificada por una supuesta inestabilidad en los parámetros de la curva de Phillips, ellos mencionan una serie de artículos sugiriendo más bien estabilidad que inestabilidad en la curva de Phillips. (Ver por ejemplo Stock y Watson (1999), Rudebusch y Svensson (1999) y Estrella y Fuhrer (2003).

Otro resultado interesante, y que de alguna u otra forma también representa un vaivén en la literatura, es la contribución de Rossi y Sekhposyan (2009) quienes encuentran que la capacidad predictiva de las curvas de Phillips desapareció en torno a la época del comienzo de la Gran Moderación, en lo que es otro resultado en la dirección opuesta a los de Stock y Watson (1999), Rudebusch y Svensson (1999) y Estrella y Fuhrer (2003), porque da cuenta de una inestabilidad predictiva de las

curvas de Phillips que, de acuerdo a Clark y McCracken, no es reportada en estos últimos artículos.

Para el caso de la Chile, al parecer existen pocos trabajos que estudien la capacidad predictiva de alguna variante de curva de Phillips sobre inflación. Nuestra revisión de la literatura nos condujo a tres trabajos: Nadal (2001), Aguirre y Céspedes (2004) y Fuentes, Gredig y Larraín (2008). En el primer trabajo, Nadal estima una curva de Phillips con parámetros variables para Chile y encuentra, en un análisis dentro de muestra, que todos los coeficientes son significativos.³ No obstante, es muy llamativa la evolución que presenta Nadal del coeficiente asociado a la brecha de producto. En primer lugar, el coeficiente parte tomando valores negativos al inicio de la década de los noventa, para luego alcanzar un máximo positivo en torno a 1995 y comenzar una declinación rápida hacia fines de la década de los noventa, alcanzando un valor cercano a cero. Este patrón de U invertida es muy llamativo, puesto que muestra una trayectoria persistente que abarca valores positivos, negativos y que finalmente se acerca a cero, indicando que si la brecha tuvo alguna vez importancia en predecir la inflación, esta se fue perdiendo hacia el final del periodo muestral.⁴

Otro trabajo muy interesante es el de Aguirre y Céspedes (2004). Ellos muestran que una curva de Phillips aumentada con factores dinámicos de acuerdo a la metodología fuera de muestra de Stock y Watson (1998), mejora la capacidad predictiva de una curva de Phillips tradicional para horizontes de 6, 9 y 12 meses. Este modelo aumentado también supera a un benchmark univariado en horizontes de 9 y 12 meses. Finalmente Fuentes, Gredig y Larraín (2008) evalúan la capacidad predictiva fuera de muestra de varias curvas de Phillips en lo que ellos llaman un ejercicio predictivo "casi" en tiempo real. Este ejercicio se diferencia de uno en tiempo real, entre otras cosas, porque utilizan cifras revisadas de PIB y no realizan una desestacionalización en tiempo real. Con estas consideraciones, los autores encuentran que las medidas de brecha de producto tienen capacidad predictiva para la inflación en horizontes de 3 a 4 trimestres.

³Nadal también realiza un análisis fuera de muestra pero solo considerando 4 proyecciones de inflación. Debido al extremo pequeño número de observaciones, preferimos centrarnos en sus conclusiones provenientes del análisis dentro de muestra.

⁴Morandé y Tejada (2008) también estiman una curva de Phillips con parámetros variables en el tiempo. Adicionalmente ellos descomponen la evolución de los parámetros de esta curva en períodos de alta y baja volatilidad. Sus resultados muestran una fuerte oscilación del parámetro de la brecha asociado al estado de alta inestabilidad de la economía. Igualmente el parámetro parece presentar una tendencia decreciente a lo largo del tiempo, al menos en períodos de estabilidad, lo que indicaría una decreciente capacidad de la brecha de producto para predecir inflación.

Vemos entonces que, si bien la literatura para Estados Unidos ha ido y venido en términos de la capacidad que medidas de brecha o de actividad tienen para predecir inflación, la evidencia para Chile ha sido algo más unidireccional. Los dos últimos artículos explorados dan muestras de capacidad predictiva en horizontes de 6 meses a un año y solo el artículo de Nadal muestra algo en la dirección opuesta por la gran inestabilidad del coeficiente asociado a la brecha.

Es importante destacar que estos artículos trabajan con cifras revisadas que pueden distar bastante de las cifras en tiempo real. Chumacero y Gallego (2002) muestran que la diferencia entre series revisadas de IMACEC y sus primeras señales puede ser notable. Más recientemente Morandé y Tejada (2008) muestran importantes discrepancias entre diversas estimaciones de brecha obtenidas en tiempo real y con cifras revisadas. De hecho, los autores señalan que la literatura ya ha sugerido seguir reglas de comportamiento de política monetaria basadas en variables que sean inmune a este tipo de incertidumbre.

De la revisión de la literatura queda claro que un análisis de predictibilidad en tiempo real usando curvas de Phillips en Chile está aún pendiente. Este análisis permitiría evaluar la real capacidad de estas curvas para proveer de proyecciones confiables de inflación a los tomadores de decisiones. Es precisamente esto lo que hacemos en las siguientes secciones de este trabajo.

3 Metodología

Nuestro objetivo fundamental es evaluar la capacidad predictiva que ciertas medidas de actividad tienen sobre la inflación futura en Chile. Para ello nos basamos en cuatro simples modelos lineales, algunos de ellos muy similares a los utilizados por Aguirre y Céspedes (2004), Fuentes, Gredig y Larraín (2008) o a los modelos de inflación de Stock y Watson (1999). Así consideraremos la siguiente familia de

modelos:

$$\pi_{t+h} = \delta_1 \bar{\pi}_t + \alpha_1 + \gamma_1 (Y_{t-1} - Y_{t-1}^*) + \sum_{i=0}^n \phi_{1i} \pi_{t-i} + \varepsilon_{1t+h} \quad (1)$$

$$\pi_{t+h} = \delta_2 \bar{\pi}_t + \alpha_2 + \gamma_2 100(\ln(Y_{t-1}) - \ln(Y_{t-1}^*)) + \sum_{i=0}^n \phi_{2i} \pi_{t-i} + \varepsilon_{2t+h} \quad (2)$$

$$\pi_{t+h} = \delta_3 \bar{\pi}_t + \alpha_3 + \gamma_3 (\ln(Y_{t-1}) - \ln(Y_{t-13})) + \sum_{i=0}^n \phi_{3i} \pi_{t-i} + \varepsilon_{3t+h} \quad (3)$$

$$\pi_{t+h} - \pi_t = \delta_4 \bar{\pi}_t + \alpha_4 + \gamma_4 100(\ln(Y_{t-1}) - \ln(Y_{t-1}^*)) + \sum_{i=0}^n \phi_{4i} \pi_{t-i} + \varepsilon_{4t+h} \quad (4)$$

en que

$$\pi_{t+h} = 100 [\ln(P_{t+h}) - \ln(P_{t+h-12})]$$

denota la aproximación logarítmica de la inflación acumulada en 12 meses hasta el mes $t + h$. Esta inflación se mide sobre el Índice de Precios al Consumidor (IPC).

Por otra parte, Y_{t-1} denota al Índice Mensual de Actividad Económica (IMACEC) desestacionalizado mediante el método X12-ARIMA. Y_{t-1} es una medida de actividad económica disponible en el momento $t - 1$. Notemos que este índice se publica con un mes de rezago respecto a la inflación. Así, en Diciembre del 2009, por ejemplo, se publica la inflación de Noviembre del 2009 y el IMACEC de Octubre del 2009. Esta es la razón por la cual en el lado derecho en todas las ecuaciones, aparece la inflación en el instante t y la medida de actividad en el instante $t - 1$. En la sección de resultados mostraremos gráficamente algunas estimaciones de los parámetros que acompañan a la variable de actividad en las ecuaciones (1 - 4). Hacemos esto estimando (1-4) tanto con cifras definitivas del IMACEC, como con series en tiempo real, que corresponden a las series de IMACEC que en cada mes reporta el Boletín Estadístico Mensual del Banco Central de Chile.

Adicionalmente en las ecuaciones aparece $\bar{\pi}_t$ que es definida como la meta de inflación anunciada por el Banco Central de Chile. En la medida que exista perfecta credibilidad, este término también puede ser entendido como una manera de aproximar las expectativas de inflación⁵.

⁵En estricto rigor, antes de que Chile alcanzara una meta de inflación estable y constante igual a 3%, la meta de inflación era variable, y en cierto período muestral correspondía a una meta a Diciembre de cada año y no a la inflación acumulada en los últimos 12 meses.

La variable Y_{t-1}^* representa la tendencia del IMACEC desestacionalizado en el instante $t - 1$. Esta tendencia es obtenida a través de la aplicación del filtro de Hodrick- Prescott.

Finalmente, las variables ε_{it+h} representan shocks no correlacionados con la información disponible en t .

Dependiendo del número de rezagos de la inflación que consideremos en cada ecuación, y de la inclusión o exclusión de la variable $\bar{\pi}_t$, tendremos un total de $2(n + 1)$ especificaciones asociadas a cada ecuación. En general siempre trabajaremos con al menos el término contemporáneo de inflación en el lado derecho por lo que nuestras posibles especificaciones se reducen a $2n$. Nuestro objetivo se centra en determinar el tamaño, estabilidad y significancia estadística de los cuatro parámetros $\gamma_i, i = 1, 2, 3, 4$. Para obtener estimaciones robustas de cada uno de estos parámetros, es decir, estimaciones que no dependan de cada una de las $2n$ especificaciones posibles para cada ecuación, aplicaremos la tradicional metodología de promedios bayesianos (BMA, por sus siglas en inglés de Bayesian Model Averaging) descrita, entre otros por Brock y Durlauf (2001) y que se presenta en las próximas líneas.

3.1 Promedio Bayesiano de Modelos

Muchas veces un econometrista se encuentra con un gran número de modelos que le permiten responder una misma pregunta. Por ejemplo, en el caso del problema de predicción, uno podría usar un modelo de series de tiempo univariado, otro multivariado, un DSGE y un VAR estructural para obtener una predicción de una determinada variable. Similarmente si uno está interesado en el efecto marginal de una variable sobre otra, en principio pueden existir muchos modelos distintos que relacionen a ambas variables y que arrojen distintas respuestas para el efecto marginal buscado. Para acercar más al lector con esta realidad, puede evocarse la popular experiencia de muchos al intentar ajustar un modelo a ciertos datos: la inclusión o exclusión de una variable a veces puede tener consecuencias dramáticas sobre los coeficientes de los otros regresores que participan del modelo.

El apronte econométrico estándar para estimar el aporte marginal de una variable sobre otra, se basa en la elección de un modelo en particular M , que es considerado una buena aproximación del “modelo verdadero” que puede o no existir. Dado un conjunto de datos que denotamos por X y un modelo escogido M , las estimaciones del parámetro γ de interés se pueden obtener de manera tradicional, por ejemplo, a

través del estimador de mínimos cuadrados ordinarios, o de máxima verosimilitud. La estrategia Bayesiana análoga calcularía la densidad a posteriori del parámetro de interés γ y que denotamos por:

$$p(\gamma|X, M)$$

El problema de la incertidumbre acerca del modelo correcto se refiere a que el econometrista no conoce el verdadero modelo que genera los datos. Bajo este tipo de incertidumbre, cualquier estimación del parámetro de interés γ está condicionada a la elección particular del modelo M . De esta manera, y a pesar de que el econometrista está realmente interesado en conocer el efecto marginal de una variable sobre otra, que desde el punto de vista Bayesiano equivale a conocer $p(\gamma|X)$, él únicamente es capaz de estimar $p(\gamma|X, M)$.

Para eliminar el problema de la incertidumbre acerca del modelo, necesitamos la definición de un espacio \mathcal{M} que considere a todos los modelos posibles. Integrando sobre todo el conjunto de modelos se puede, en principio, eliminar la dependencia del parámetro γ con respecto a un modelo en particular $M_m \in \mathcal{M}$. Esta integración hace posible encontrar la densidad

$$p(\gamma | X)$$

que es el verdadero objeto de interés.

Suponiendo que el conjunto de todos los modelos posibles es discreto, la integral se transforma en una sumatoria. Para hacer esto notemos que

$$p(\gamma | X) = \sum_{M_m \in \mathcal{M}} p(\gamma | X, M_m)p(M_m | X)$$

lo que simplemente se reduce a

$$p(\gamma | X) \propto \sum_{M_m \in \mathcal{M}} p(\gamma | X, M_m)p(X | M_m)p(M_m)$$

donde $p(X | M_m)$ es la llamada *likelihood* de los datos dado el modelo $M_m \in \mathcal{M}$, y $p(M_m)$ representa la densidad a priori definida sobre \mathcal{M} . Básicamente estos resultados muestran que la densidad a posteriori del parámetro γ es un promedio ponderado de las densidades condicionales del parámetro con respecto a diferentes supuestos acerca de cual sería el modelo verdadero.

Leamer(1978) y Draper(1995) entregan expresiones para la varianza y esperanza de γ condicional a los datos en X :

$$E(\gamma|X) = \sum_{M_m \in \mathcal{M}} p(M_m|X)E(\gamma|X, M_m)$$

y

$$\begin{aligned} var(\gamma|X) &= E(\gamma^2|X) - (E(\gamma|X))^2 = \\ &\sum_{M_m \in \mathcal{M}} p(M_m|X)var(\gamma|X, M_m) + \sum_{M_m \in \mathcal{M}} p(M_m|X)(E(\gamma|X, M_m) - E(\gamma|X))^2 \end{aligned} \quad (5)$$

donde

$$p(M_m|X) = \frac{p(X|M_m)p(M_m)}{\sum_{M_m \in \mathcal{M}} p(X|M_m)p(M_m)}$$

de esta manera, la varianza condicional de γ dado X en (5) se puede descomponer en dos componentes aditivas: una varianza intra modelos y otra entre modelos.

La implementación empírica de esta metodología usualmente utiliza algunas aproximaciones. La aproximación de Laplace propuesta por Volinsky et al (1997) es la siguiente

$$\log(p(X|M_m)) \approx l - d_k \log(R) \quad (6)$$

donde d_k representa el número de γ parametros a estimar, R representa el número de datos usados en la estimación y l denota a la *log-likelihood* evaluada en las estimaciones de los parámetros. (6) se denomina la aproximación basada en el Criterio de Información de Bayes (BIC), ver Hoeting et al (1997).

Adicionalmente, Brock y Durlauf (2001) basados en resultados de Box y Tiao (1973) entregan condiciones bajo las cuales las varianzas y esperanzas a posteriori de los coeficientes γ coinciden con la varianza del estimador OLS y con el estimador OLS mismo. Esto permite usar BMA dentro de una perspectiva completamente frecuentista, usando la aproximación BIC anterior y una prior uniforme por ejemplo.

4 Resultados Empíricos

4.1 IMACEC Definitivo y en Tiempo Real

Las cifras de actividad como el Producto Interno Bruto (PIB) y el Índice Mensual de Actividad Económica (IMACEC) sufren varias rondas de revisiones desde el momento en que se dan a conocer por primera vez. Así, en general uno debiese esperar

discrepancias entre la “primera señal” y la cifra final de una de estas variables. El proceso total hasta llegar a la cifra final (que es la que no se someterá a posteriores revisiones) puede tardar varios años, lo que potencialmente podría ser relevante a la hora de tomar decisiones de política económica. En efecto, si las primeras señales del PIB, por ejemplo, subestimaran significativamente a la cifra final, que se conocerá varios años más adelante, es posible que las decisiones que puedan tomar los agentes económicos no sean óptimas, debido a que están siendo alimentadas con una primera señal sesgada. En Chile ya hay evidencia de que las diferencias entre las cifras definitivas y preliminares de actividad no han sido despreciables. Tal como se ha señalado anteriormente, Chumacero y Gallego (2002) muestran que la diferencia entre series revisadas de IMACEC y sus primeras señales pueden ser notables. Más recientemente Morandé y Tejada (2008) dan cuenta de importantes discrepancias entre diversas estimaciones de brecha de producto obtenidas en tiempo real y con cifras revisadas. Finalmente en Pincheira (2009) se entrega una tabla con cifras cuasi-finales y preliminares para el crecimiento del PIB anual de Chile. Esta tabla muestra que las primeras señales han subestimado en forma importante al PIB cuasi-final, aunque esta subestimación ha decaído notablemente en el tiempo⁶.

En esta sección haremos algo distinto a lo que ha hecho la literatura reciente para Chile. Si bien nos parece importante cuantificar las diferencias entre cifras finales y preliminares como lo hacen Chumacero y Gallego (2002) y en algún sentido Pincheira (2009), trabajaremos con el supuesto de que los agentes económicos realizan sus análisis considerando las series de actividad más actualizadas disponibles en cada momento del tiempo. Si pensamos en la serie de IMACEC más actualizada disponible en Diciembre del 2009, por ejemplo, es muy probable que el último dato sea una primera señal, pero también es probable que el penúltimo dato de la serie esté en su segunda revisión, y que la cifra de Diciembre del 2008 esté en una tercera o cuarta revisión por dar un ejemplo. De la misma manera, es probable que el dato de Diciembre del 2000 corresponda a una cifra final. Así, los agentes económicos se encuentran con series de tiempo heterogéneas, compuestas por una combinación de cifras finales y cifras en distintas rondas de revisión. Una pregunta relevante es si esta heterogeneidad inducirá algún tipo de ruido o sesgo en las variables que se deseen estimar, Morandé y Tejada (2008) responden afirmativamente a esta pregunta para el cálculo de la brecha de producto. Nosotros intentaremos evaluar diferencias en la capacidad que distintas medidas de actividad tengan para predecir inflación.

⁶El crecimiento del PIB cuasi-final corresponde a la última cifra de crecimiento que se publica en una determinada base. Muchas veces la cifra cuasi-final de crecimiento del PIB coincide con la cifra final que ya no sufrirá ningún tipo de revisión en el futuro. Pedersen (2009) es otro reciente trabajo que utiliza una base de IMACEC en tiempo real.

También intentaremos evaluar las potenciales diferencias que puedan existir en los pronósticos de inflación propiamente tales. No obstante, antes de evaluar directamente las preguntas de interés, es aconsejable evaluar gráficamente si las diferencias entre las series en tiempo real y las series definitivas son de magnitud importante. Las Figuras 1-3 nos muestran secuencias de series de tiempo que corresponden a las diferencias entre las series disponibles en tiempo real y las series con datos definitivos. Las figuras difieren en el año base que es considerado para el cálculo de las cifras de actividad. Cada gráfico dentro de cada figura representa la diferencia entre el IMACEC definitivo y el que estaba publicado en el Boletín mensual del Banco Central en marzo de cada año. Mostramos estos resultados para una submuestra del período comprendido entre 1997 y el año 2009.

En la figura 1 analizaremos las curvas solo hasta el mes de Diciembre del 1995. Esto es porque a partir de Enero del 2006 no existen cifras definitivas de IMACEC en base 1986, toda vez que rondas posteriores de revisiones continuaron efectuándose en base 1996. Como no queremos comparar cifras en distintas bases, consideramos preferible centrarnos en los datos disponibles solo hasta Diciembre de 1995. La figura 1 es impactante. El primer panel (correspondiente al Boletín Mensual de Marzo 1996) muestra una revisión importante entre las cifras en tiempo real y las definitivas. Coherente con el resultado de Pincheira (2009), las cifras en tiempo real subestiman significativamente a las cifras definitivas, y mientras menos rondas de revisiones tengan, mayor es la subestimación. Este mismo patrón se observa en el segundo panel de la figura 1. No obstante, los 2 siguientes paneles muestran que prácticamente no hubo revisiones en las publicaciones de Marzo de 1998 en adelante para las cifras anteriores a Enero de 1996. Esto indica que a Marzo de 1998 las cifras de Diciembre de 1995 y anteriores ya eran prácticamente definitivas.

La figura 2 muestra un escenario muy distinto al de la figura 1. Recordemos que la figura 2 compara series en base 1996. Por las mismas razones esbozadas en el párrafo anterior solo compararemos las cifras hasta Diciembre del 2002, fecha hasta la cual existen cifras definitivas de IMACEC en base 1996. Los 4 gráficos de la figura 2 son muy distintos a los de la figura 1. En primer lugar, durante los 5 años de evolución que cubre la figura 2, las revisiones fueron permanentes, pues todos los gráficos muestran discrepancias entre las series definitivas y en tiempo real. Segundo, el patrón de revisiones de cada gráfico es distinto al que muestra el primer panel de la figura 1. Ahora no se aprecia una tendencia creciente en los gráficos, ni un sesgo de subestimación del IMACEC definitivo tan marcado como en la figura 1. Es notable además que las revisiones que muestra la figura 2 son de tamaño mediano y presentan un cierto patrón estacional.

Figura 1
 Evolución de la Diferencia entre IMACEC Final y en Tiempo Real (IF - ITR) en
 Base 1986=100

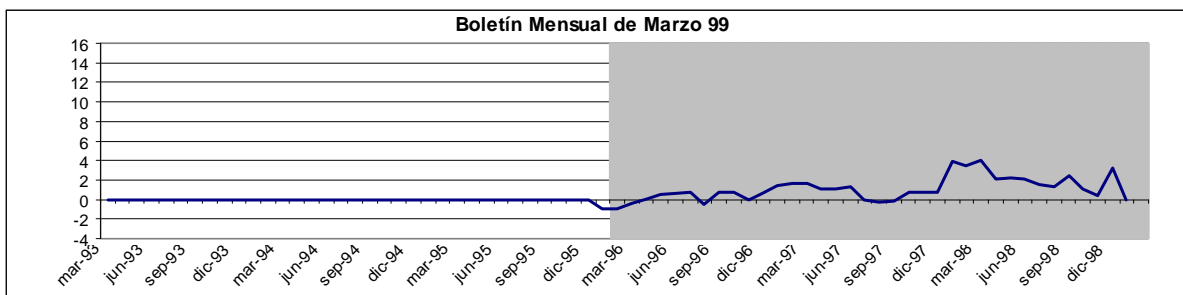
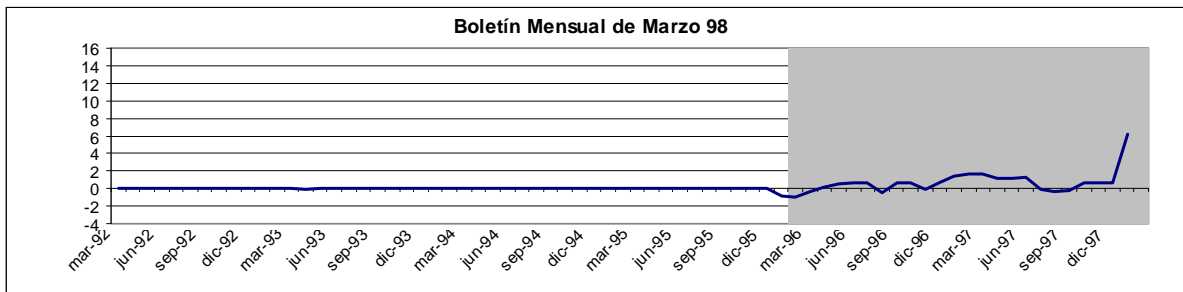
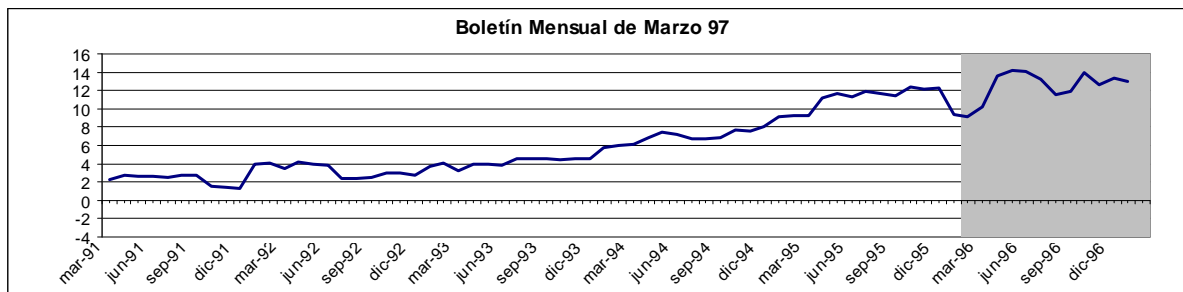
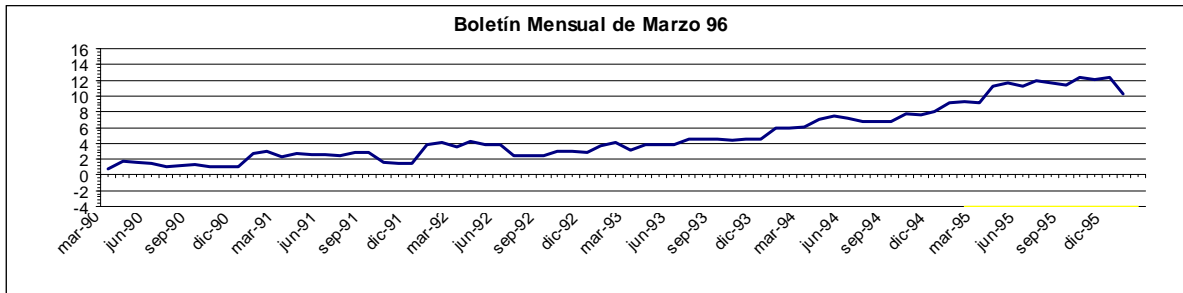
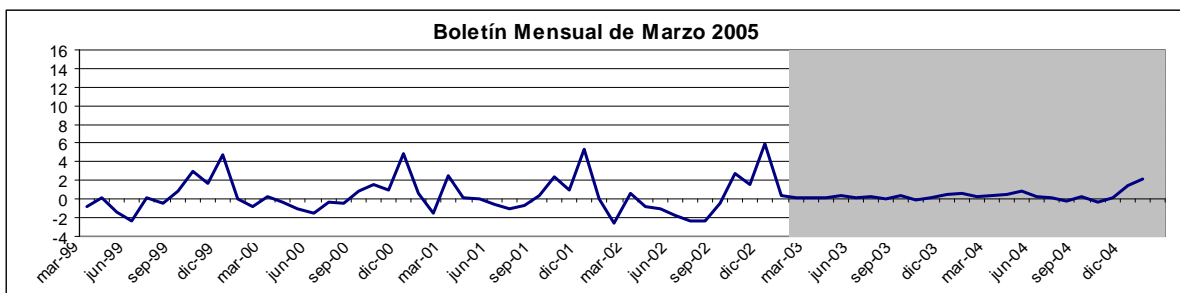
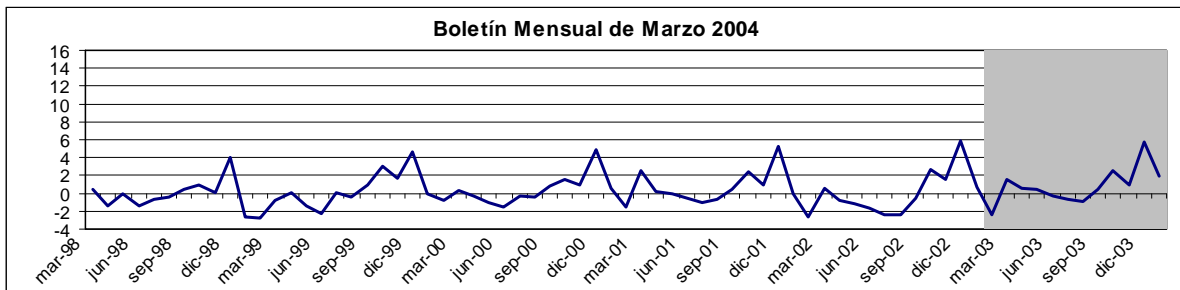
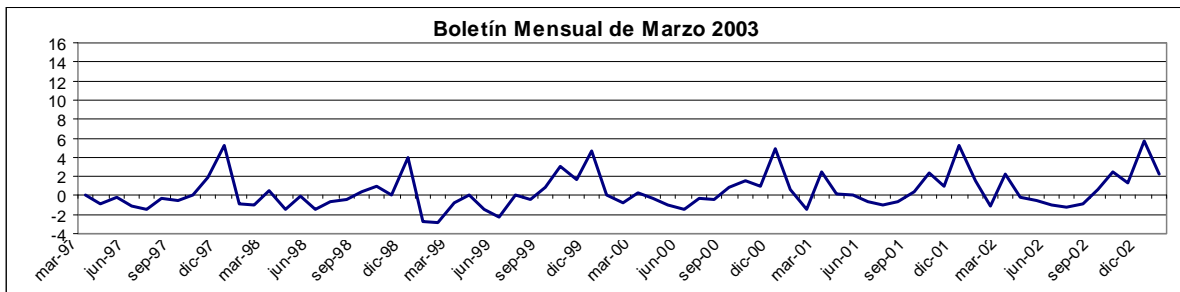
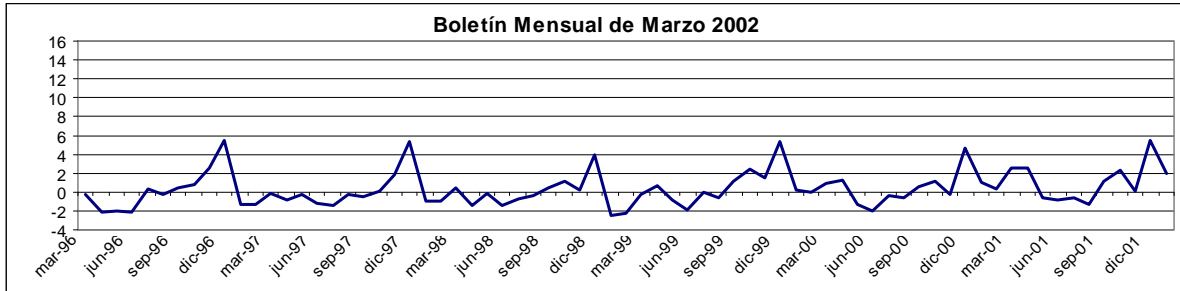
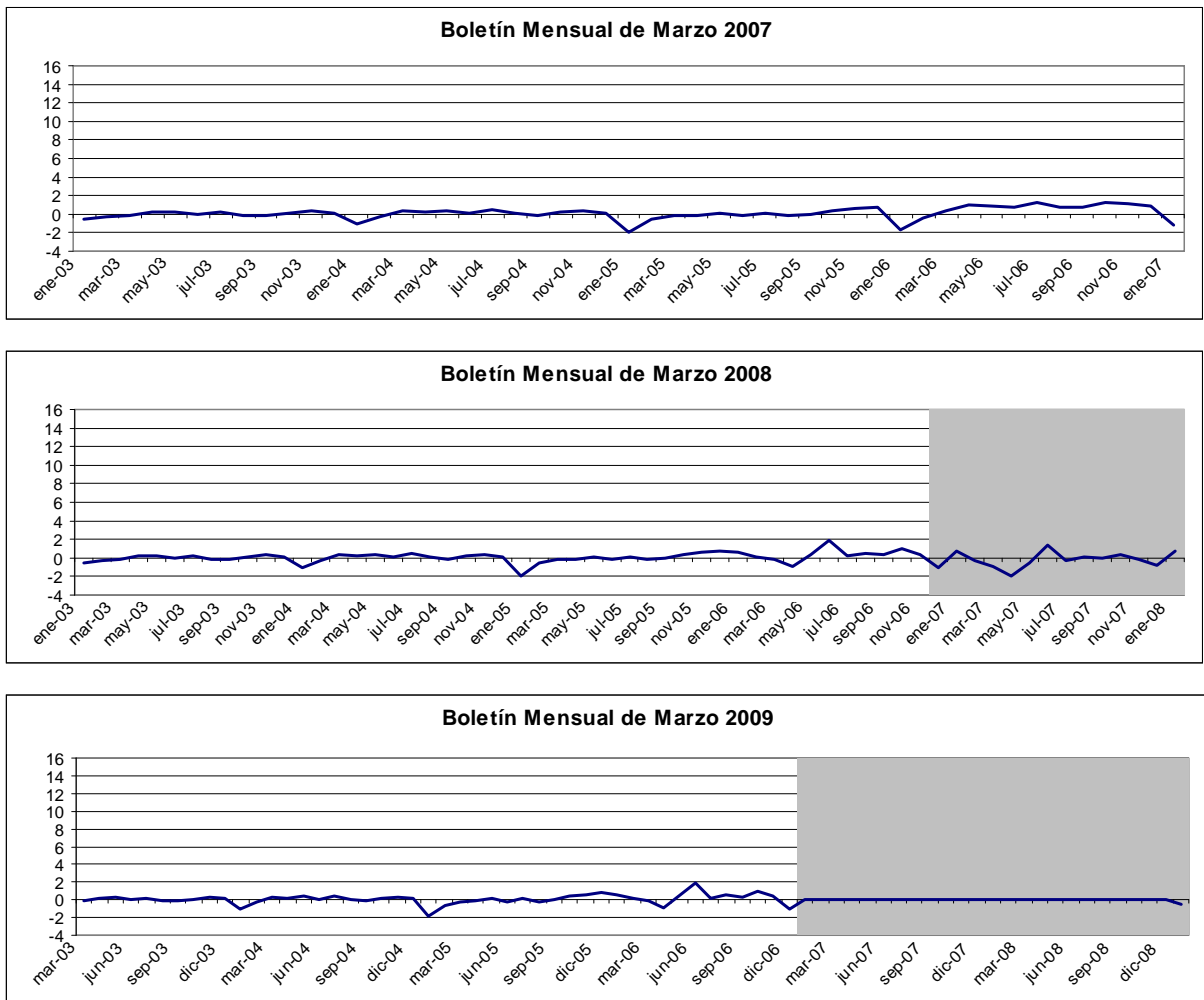


Figura 2
 Evolución de la Diferencia entre IMACEC Final y en Tiempo Real (IF - ITR) en
 Base 1996 =100



La figura 3 compara series en base 2003. Nos limitaremos a analizar el período Enero 2003 - Diciembre 2006. Escogemos este período porque solo existen datos en base 2003 desde Enero del 2003 y porque haremos el supuesto de que los últimos datos definitivos son los de Diciembre del 2006.

Figura 3
Evolución de la Diferencia entre IMACEC Final y en Tiempo Real (IF - ITR) en Base 2003 =100



La Figura 3 muestra un comportamiento de las revisiones distinto al capturado en las figuras 1-2. En efecto, en esta última figura las revisiones aparecen de menor magnitud y con un patrón estacional bastante menos acentuado que en el caso de la figura 2.

Los resultados de las figuras 1-3 son muy interesantes, toda vez que configuran un panorama en el que las revisiones siguen procesos muy distintos. Ellas han mostrado una tendencia a disminuir su magnitud y sesgo en el tiempo, lo cual es totalmente concordante con el resultado análogo mostrado por Pincheira (2009) en relación al crecimiento del PIB anual. En la medida que el proceso de revisiones permanezca con esta tendencia a moderar su magnitud y sesgo, es indudable que la incertidumbre proveniente del hecho de no contar con datos definitivos en tiempo real, tenderá a mitigarse y tal vez a desaparecer. No obstante, el mismo análisis aquí realizado sugiere que esta fuente de incertidumbre, hasta hace solo algunos años, era de primer orden de magnitud y aún hoy parece ser importante⁷.

4.2 Evaluación Predictiva Dentro de Muestra: Datos Revisados

Nuestro primer ejercicio consiste en estimar las ecuaciones en (1-4) en 152 ventanas rodantes de 71 observaciones cada una, de manera de tener una idea de la evolución del parámetro γ correspondiente a cada medida de actividad considerada. La primera ventana toma los datos mensuales de IMACEC entre Enero de 1991 y Noviembre 1996. Este primer ejercicio se realiza con datos revisados y disponibles en la página web del Banco Central a Diciembre del 2009. Aún así hemos procedido a desestacionalizar la serie del IMACEC y a calcular la brecha de producto mediante el filtro de Hodrick y Prescott en cada ventana de estimación, cosa de evitar incorporar información futura en nuestras estimaciones. Hemos considerado que el último dato que no sufrirá más revisiones es el correspondiente a Diciembre del 2006. Por ello los gráficos siguientes tienen un achurado a partir de Enero del 2007, indicando que los valores a partir de esos meses incluyen datos no definitivos. Cada modelo se estima con 8 variantes. Estas variantes consideran distintos números de rezagos de la inflación (de 1 a 4 rezagos) más la inclusión o exclusión de la variable “meta de inflación”. Una estimación robusta del parámetro γ se obtiene al tomar el promedio

⁷Para tener otra perspectiva respecto de la magnitud actual de las revisiones, también calculamos las diferencias entre las series en tiempo real y revisadas expresadas en variaciones a 12 meses. En algunos meses las diferencias entre ambas series excedían los 200 puntos base, lo que indica que todavía el tamaño de las revisiones es relevante.

Bayesiano sobre las 8 variantes de cada modelo considerado. Para ello se utilizan las expresiones mostradas en las secciones anteriores basándonos en estimaciones HAC de las Varianzas de los parámetros individuales de cada modelo de acuerdo al método de Newey y West (1987) y Newey y West (1994). Igualmente se calculan varianzas robustas a la incertidumbre con respecto al modelo de acuerdo al promedio Bayesiano, y de esta forma se construyen estadísticos de tipo t y p-values asintóticamente normales de manera usual. La evolución del parámetro γ , para horizontes de 1,3,6,9 y 12 meses, así como la de sus p-values, se observa en las figuras 4-7.

La curva en azul representa la estimación robusta del parámetro γ asociado a la variable de actividad que se está usando. La línea roja indica el p-value asociado al coeficiente. La línea recta verde marca el nivel de significancia del 10%. Esto quiere decir que el parámetro estimado será estadísticamente significativo, con un nivel de confianza del 90% o superior, cada vez que la línea roja se encuentre por debajo de la línea verde. Vale la pena destacar el parecido entre las figuras 1, 2 y 4. Esto es natural dada la similitud de las especificaciones.

Tal vez lo más interesante de todos los gráficos es que en ellos se aprecia una significancia estadística “episódica” del parámetro asociado a la variable de actividad. En otras palabras, la significancia estadística de este parámetro varía en el tiempo de manera que períodos de alta significancia son sucedidos por períodos de baja significancia. Por lo demás esta alternancia suele darse en repetidas oportunidades durante el período muestral. La única excepción a esta frecuente alternancia se observa en el modelo 3, que muestra una oscilación bastante más reducida en la significancia estadística. La tabla 1 ilustra el carácter “episódico” del parámetro asociado a la variable de actividad, al mostrar el porcentaje de las ventanas de estimación en las que este parámetro es significativo al 10%. Vemos que este porcentaje varía según el modelo y el horizonte de predicción que se considere. En particular observamos que la mayor frecuencia de significancia estadística se concentra en el horizonte de predicción de un mes para todos los modelos. Esta frecuencia oscila entre el 57.9% y el 84.2%. Por el contrario, la menor frecuencia de significancia se concentra en los horizontes predictivos más largos de 9 y 12 meses. En estos horizontes la variable de actividad aparece estadísticamente significativa en menos de la mitad de las ventanas rodantes de estimación. Al comparar el comportamiento de los modelos, vemos que los resultados de las especificaciones 1 y 2 son muy similares. El modelo 3, en tanto, destaca por tener la frecuencia de significancia más baja en los dos primeros horizontes. A su vez, el modelo 4 destaca por presentar la frecuencia de significancia más alta en proyecciones un mes hacia adelante, y las frecuencias más bajas en horizontes de 6,9 y 12 meses hacia adelante.

Tabla 1
 Porcentaje de Ventanas Rodantes en que el Parámetro Asociado a la Variable de
 Actividad es Significativo al 10%
 Datos Definitivos

	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 3	Modelo 4
h=1	73.0	71.1	57.9	84.2
h=3	50.0	52.6	43.4	44.1
h=6	46.1	46.7	41.4	17.1
h=9	36.2	34.2	33.6	16.4
h=12	44.1	42.8	35.5	15.1

Finalmente también es importante referirse a la magnitud de la estimación del parámetro γ . Observamos que en general, la estimación de γ es de un valor moderado o pequeño. Si bien su valor positivo más grande en todos los gráficos es de 1.34, cifra no despreciable, el promedio de las estimaciones obtenidas en todas las ventanas rodantes, para cada modelo y horizonte no excede el valor de 0.23. Estos números, más la inspección visual de las figuras 4-7 sugiere que el aporte predictivo de la variable de actividad en las ecuaciones (1-4) es moderado e inestable.

Todo esto configura un panorama en el que el coeficiente asociado a la variable de actividad es en general “episódico” en términos de significancia estadística, y en el que el estimador de este parámetro presenta inestabilidad y una magnitud moderada. Estos resultados son coherentes con la hipótesis presentada en la introducción, atribuida a McCracken, y también con aquellos resultados para Estados Unidos en los que no se encontraba mayor predictibilidad con una serie de curvas de Phillips. En particular este resultado es muy similar al que reportan Stock y Watson (2009) en el sentido que la predictibilidad que entregan las versiones de curvas de Phillips hasta aquí analizadas también puede denominarse como “episódica”.

Figura 4
 Evolución del Parámetro y P-value Asociado a la Variable de Actividad en la Curva de Phillips del Modelo 1
 Datos Definitivos

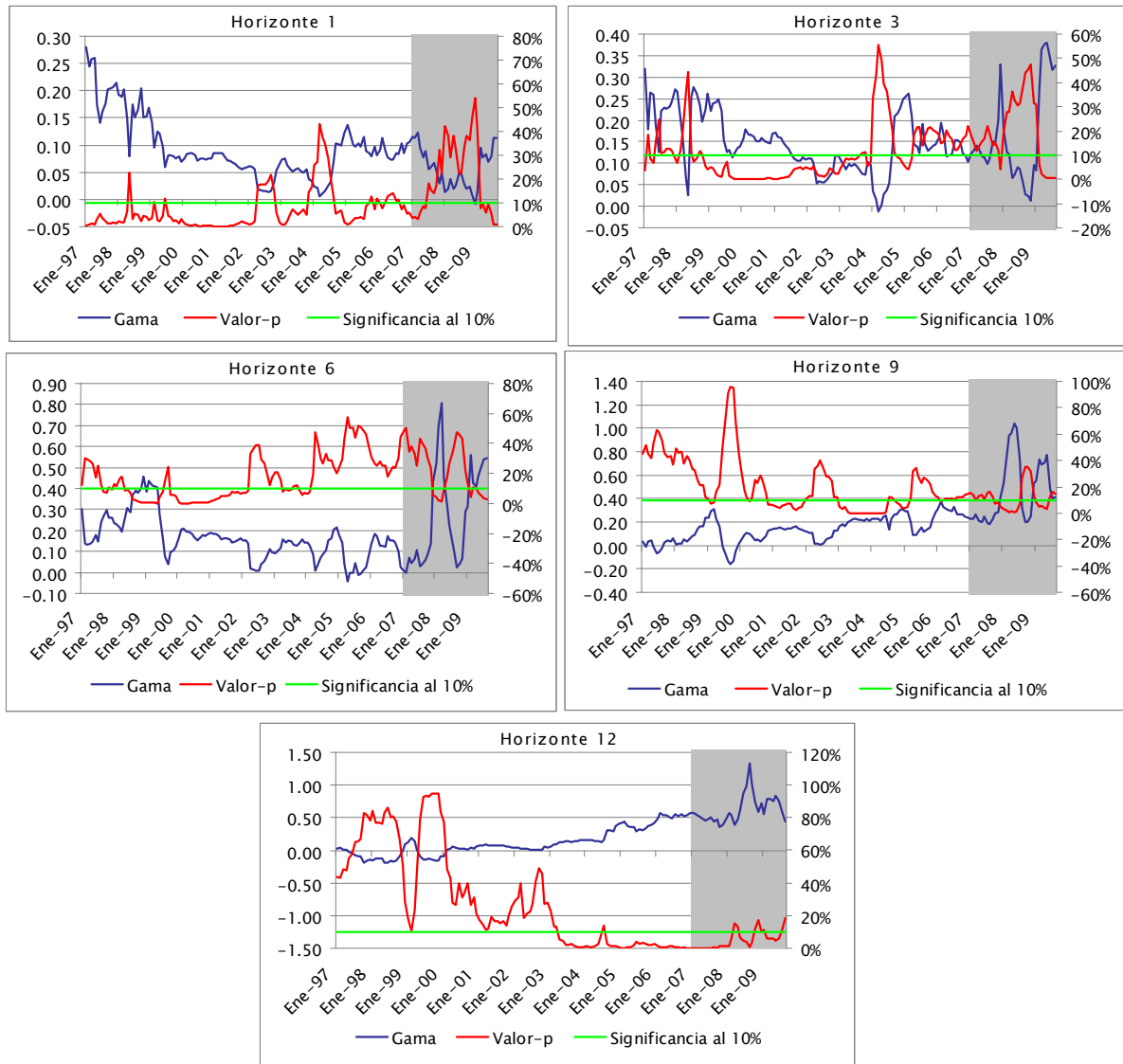


Figura 5
 Evolución del Parámetro y P-value Asociado a la Variable de Actividad en la Curva
 de Phillips del Modelo 2
 Datos Definitivos

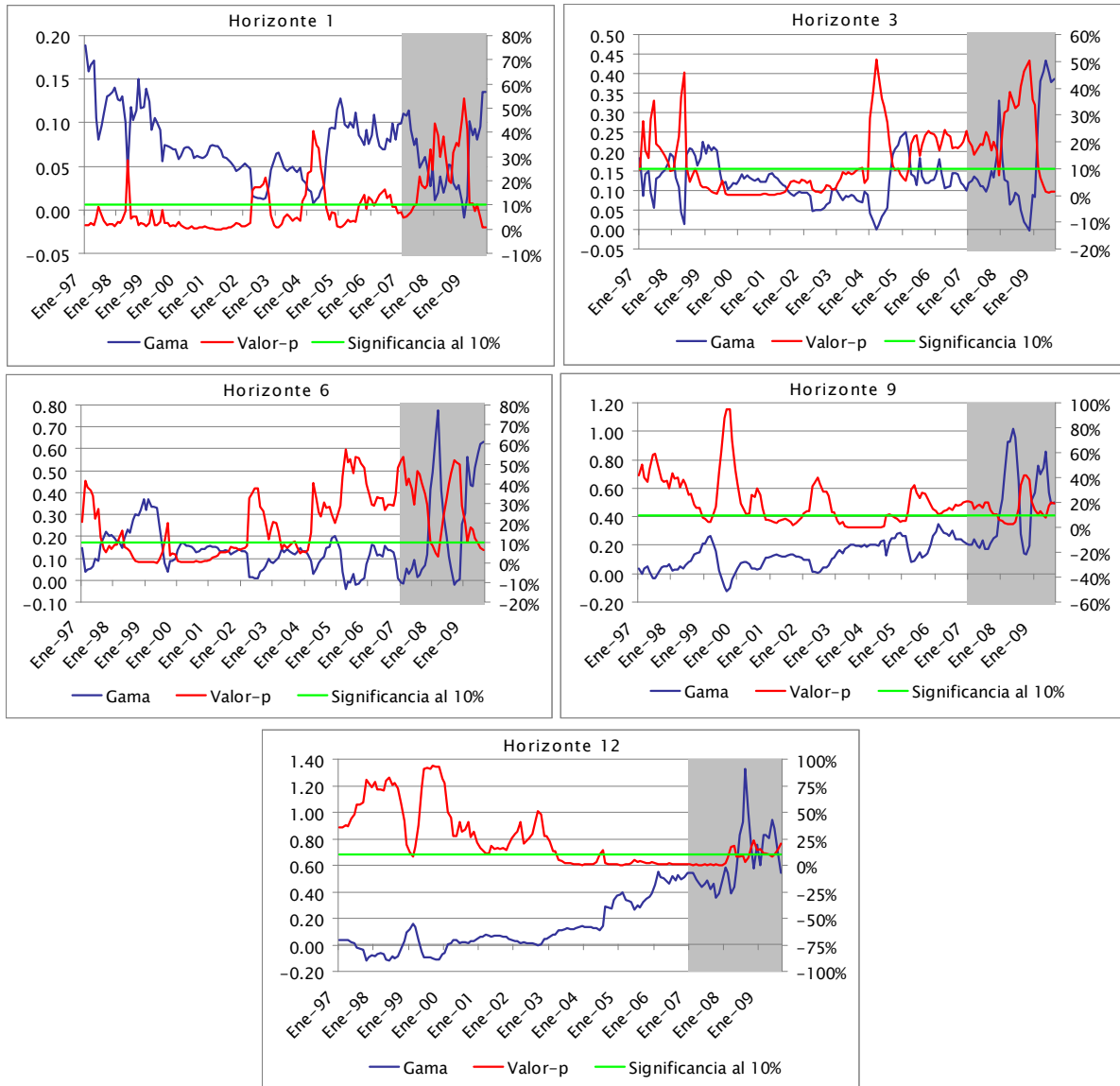


Figura 6
 Evolución del Parámetro y P-value Asociado a la Variable de Actividad en la Curva
 de Phillips del Modelo 3
 Datos Definitivos

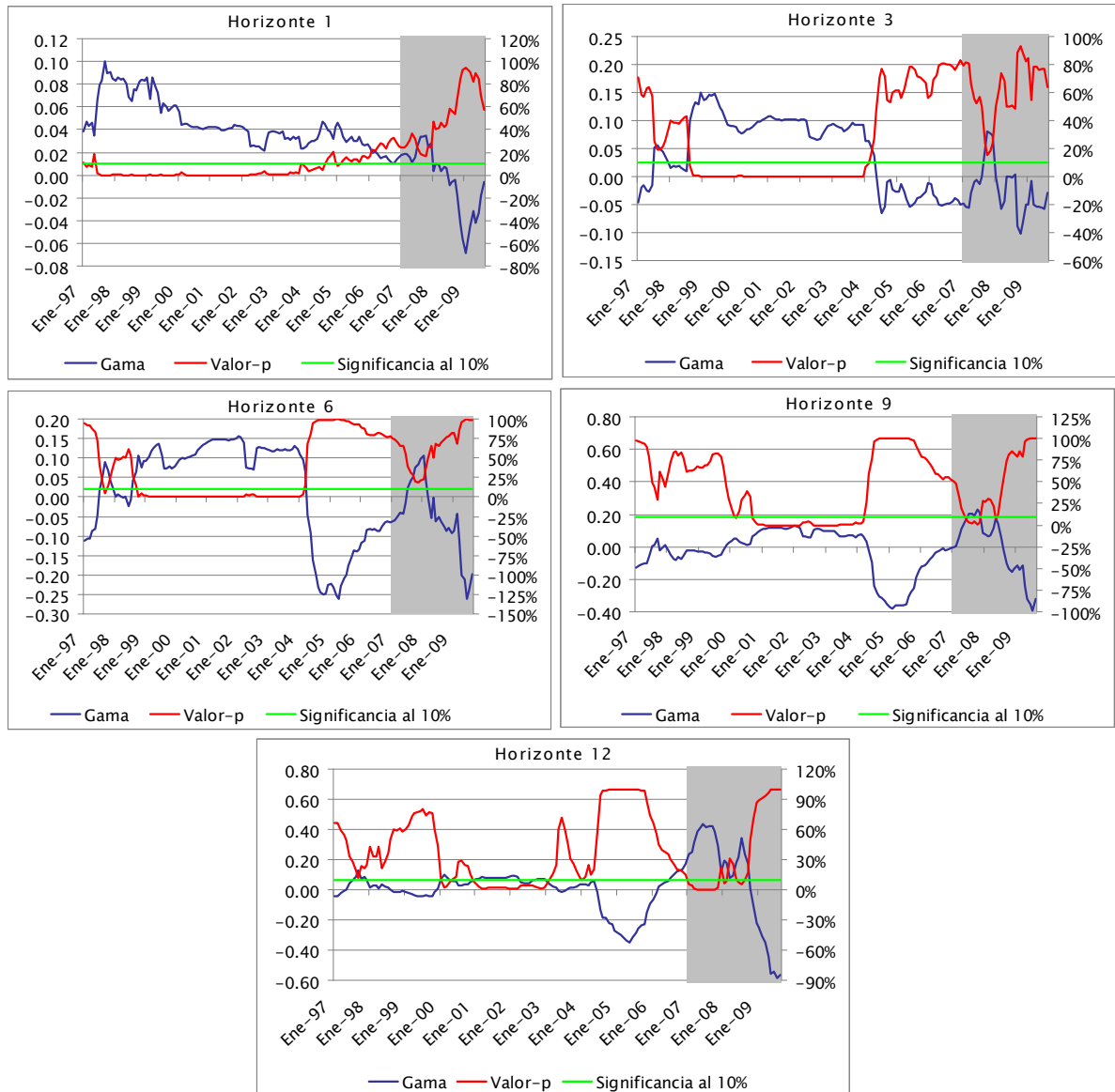
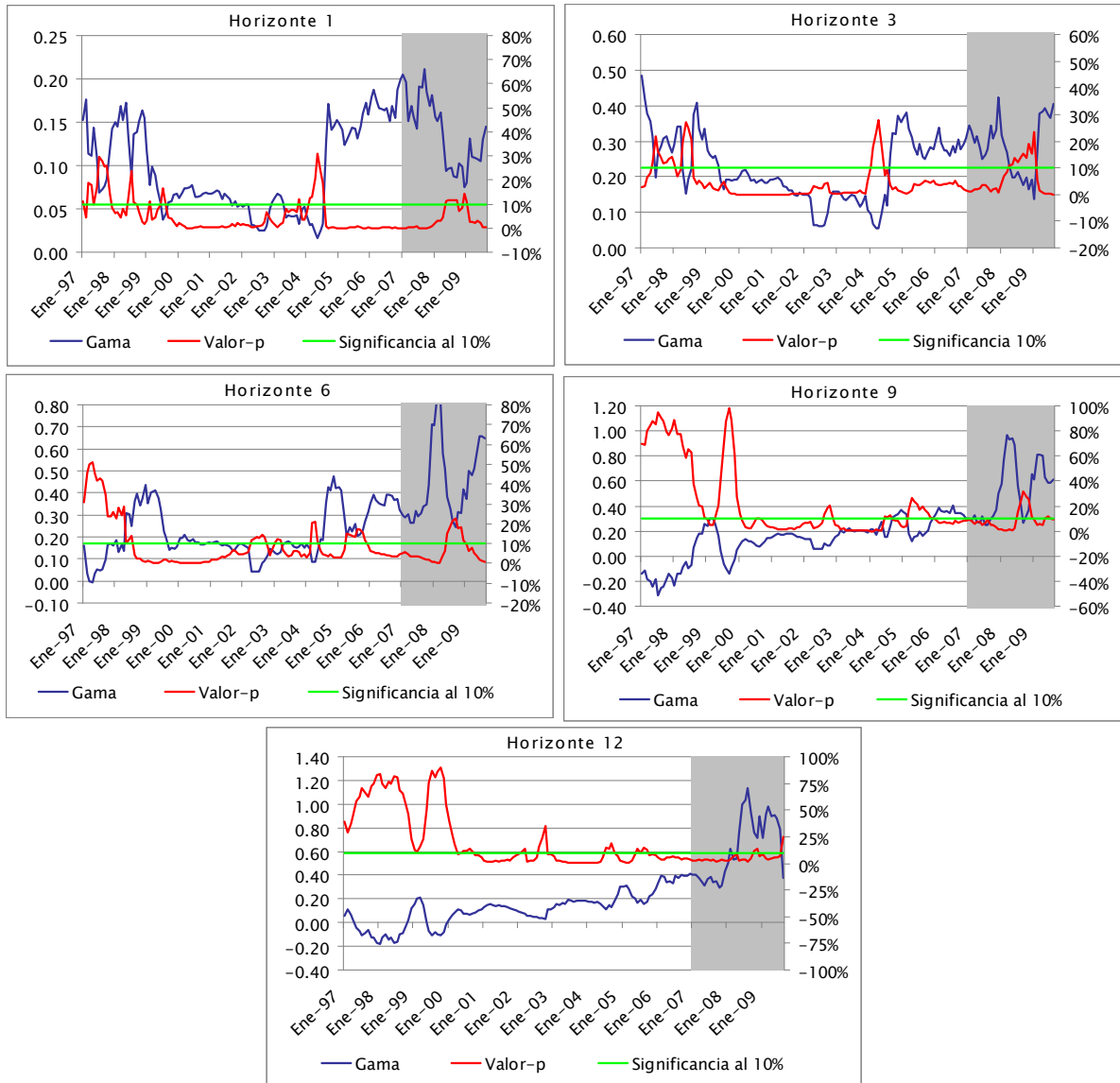


Figura 7
 Evolución del Parámetro y P-value Asociado a la Variable de Actividad en la Curva
 de Phillips del Modelo 4
 Datos Definitivos



4.2.1 Evaluación Predictiva Dentro de Muestra: Datos En Tiempo Real

El análisis que hacemos en esta subsección es análogo al de la subsección anterior, con la única y gran diferencia que ahora las estimaciones y la construcción de la variable de actividad se realizan con datos en tiempo real. Esto lo hacemos para evaluar si las variables de actividad en los modelos (1-4) son útiles para generar buenos pronósticos de inflación que puedan ser utilizados por aquellos agentes encargados de tomar decisiones en tiempo real.

Al igual que en el análisis con datos revisados, también vemos en las figuras 8-11 una significancia estadística “episódica” del parámetro asociado a la variable de actividad. La tabla 2 es análoga a la tabla 1 al mostrar el porcentaje de las ventanas de estimación en las que este parámetro es significativo al 10%.

Tabla 2
Porcentaje de Ventanas Rodantes en que el Parámetro Asociado a la Variable de Actividad es Significativo al 10%
Datos en Tiempo Real

Horizonte	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 3	Modelo 4
h=1	65.8	65.1	73.0	73.0
h=3	65.8	63.8	44.7	56.6
h=6	63.2	60.5	39.5	39.5
h=9	53.9	55.3	38.2	35.5
h=12	48.7	50.0	40.8	28.9

Vemos que este porcentaje varía según el modelo y el horizonte de predicción que se considere en forma similar a lo que ocurría en el caso con datos definitivos. En particular observamos que nuevamente la mayor frecuencia de significancia estadística se concentra en el horizonte de predicción de un mes para todos los modelos. Esta frecuencia oscila entre el 65.1% y el 73.0%. Por otro lado, la menor frecuencia de significancia nuevamente se concentra en los horizontes predictivos más largos de 9 y 12 meses. En estos horizontes la variable de actividad aparece estadísticamente significativa en a lo más el 50% de las ventanas rodantes de estimación. Al comparar el comportamiento de los modelos, también comprobamos que los resultados de las especificaciones 1 y 2 son muy similares. El modelo 3, en tanto, ahora ya no destaca por tener la frecuencia de significancia más baja en los dos primeros horizontes. De

hecho comparte el primer lugar con el modelo 4 en cuanto a frecuencia de significancia estadística en el horizonte de un mes hacia adelante. El modelo 4 también destaca por presentar la frecuencia de significancia más baja en horizontes de 9 y 12 meses.

Figura 8
Evolución en Tiempo Real del Parámetro y P-value Asociado a la Variable de Actividad en la Curva de Phillips del Modelo 1
Datos en Tiempo Real

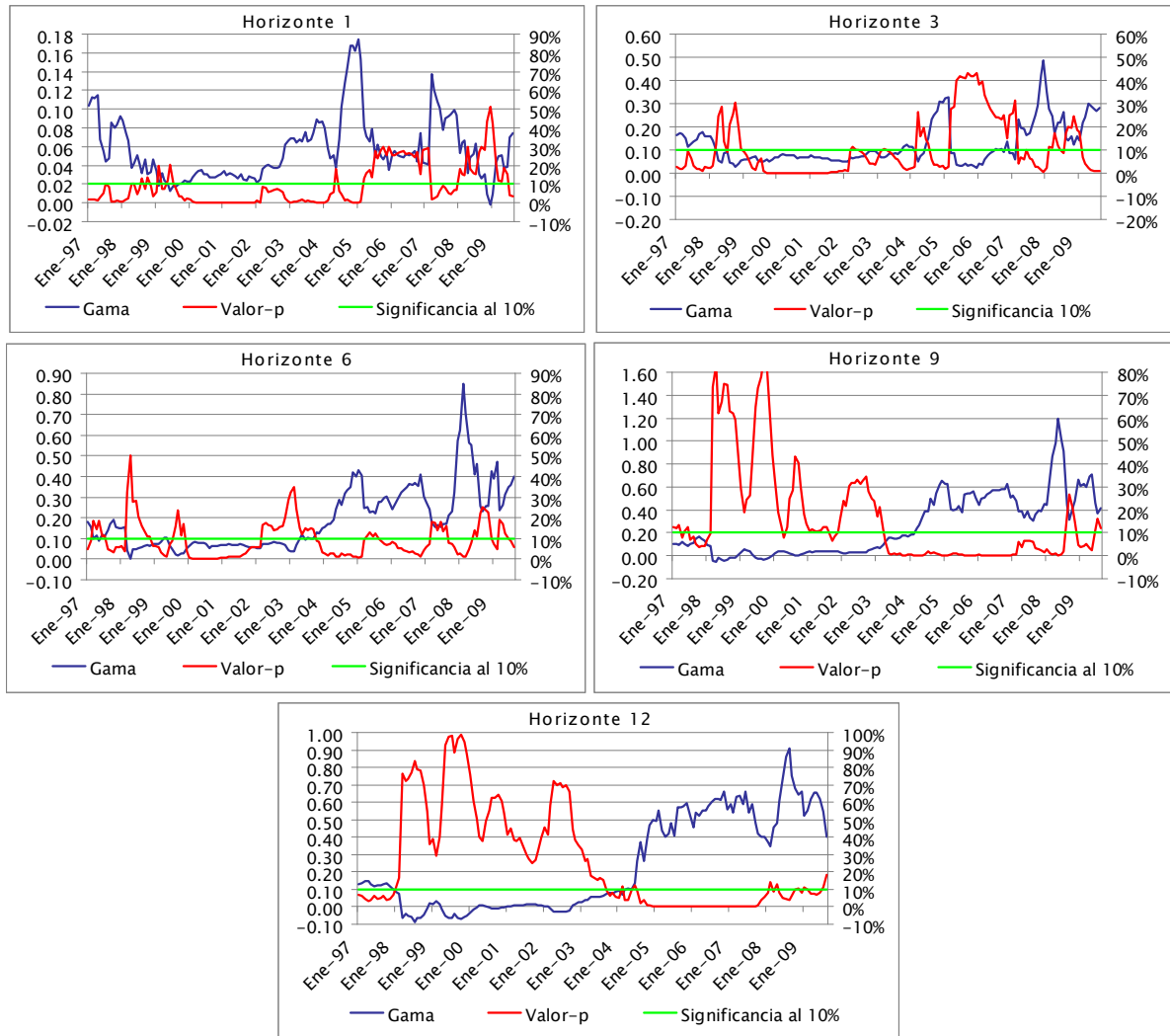


Figura 9
 Evolución en Tiempo Real del Parámetro y P-value Asociado a la Variable de
 Actividad en la Curva de Phillips del Modelo 2
 Datos en Tiempo Real

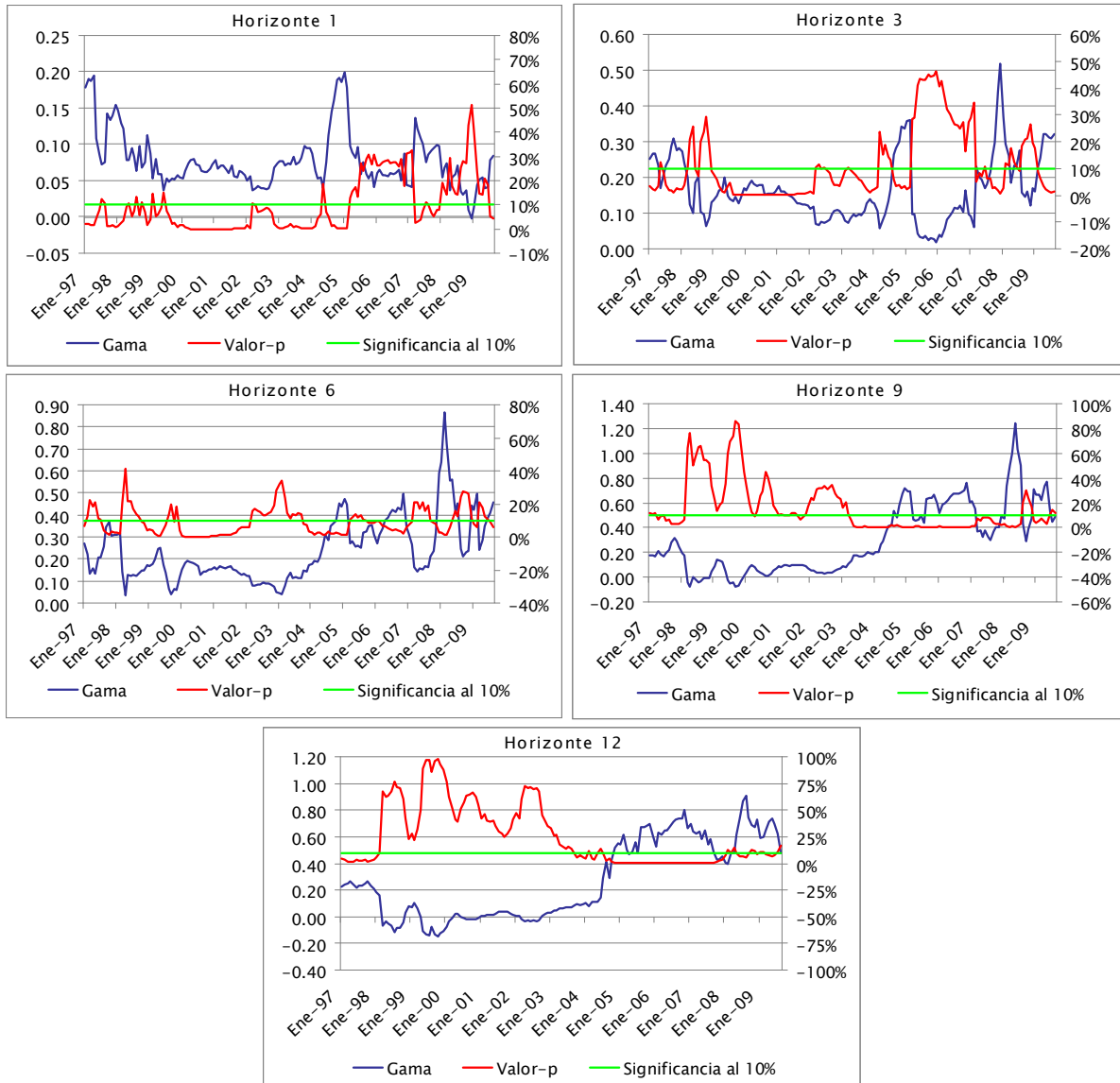


Figura 10
 Evolución en Tiempo Real del Parámetro y P-value Asociado a la Variable de
 Actividad en la Curva de Phillips del Modelo 3
 Datos en Tiempo Real

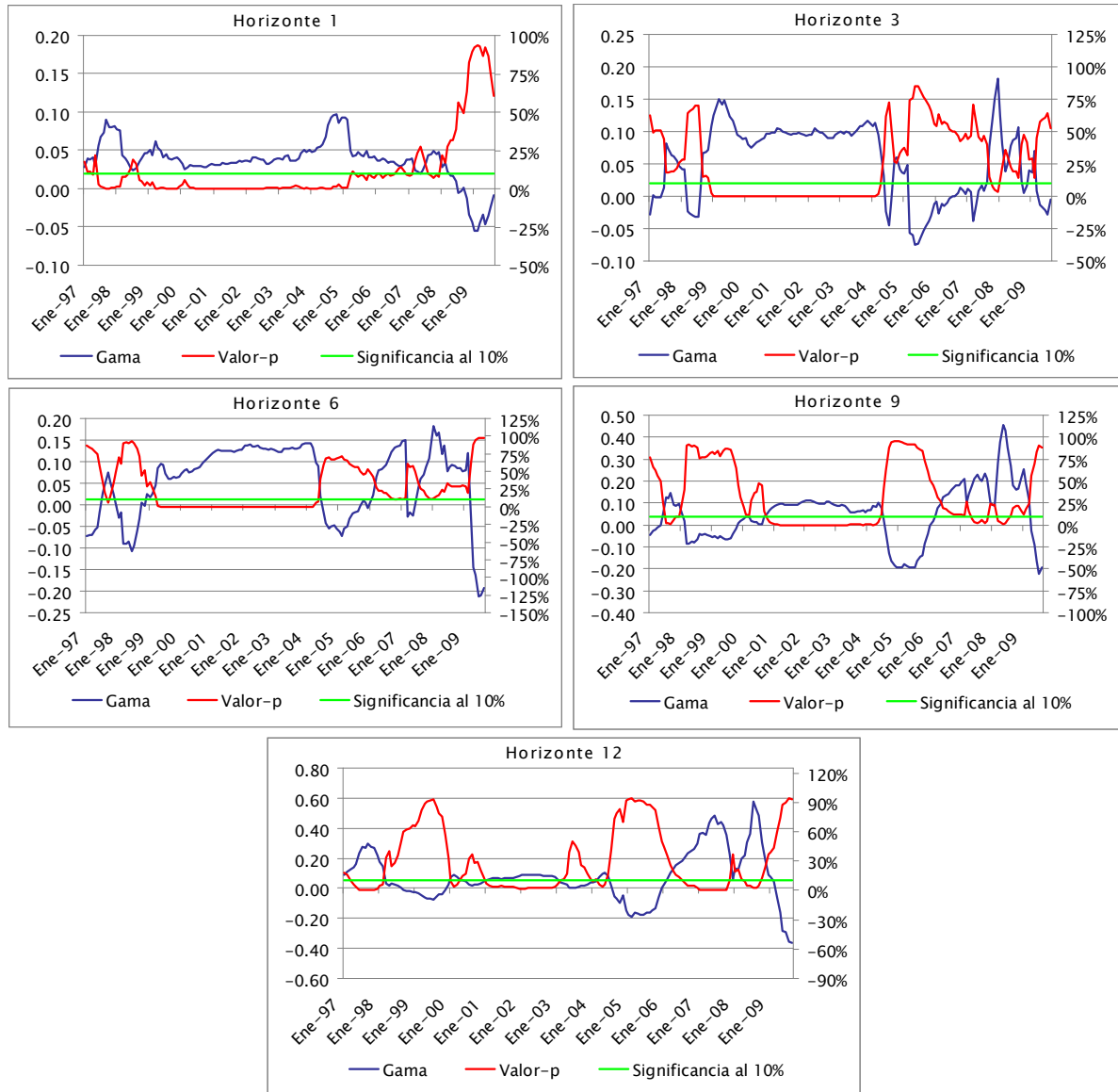
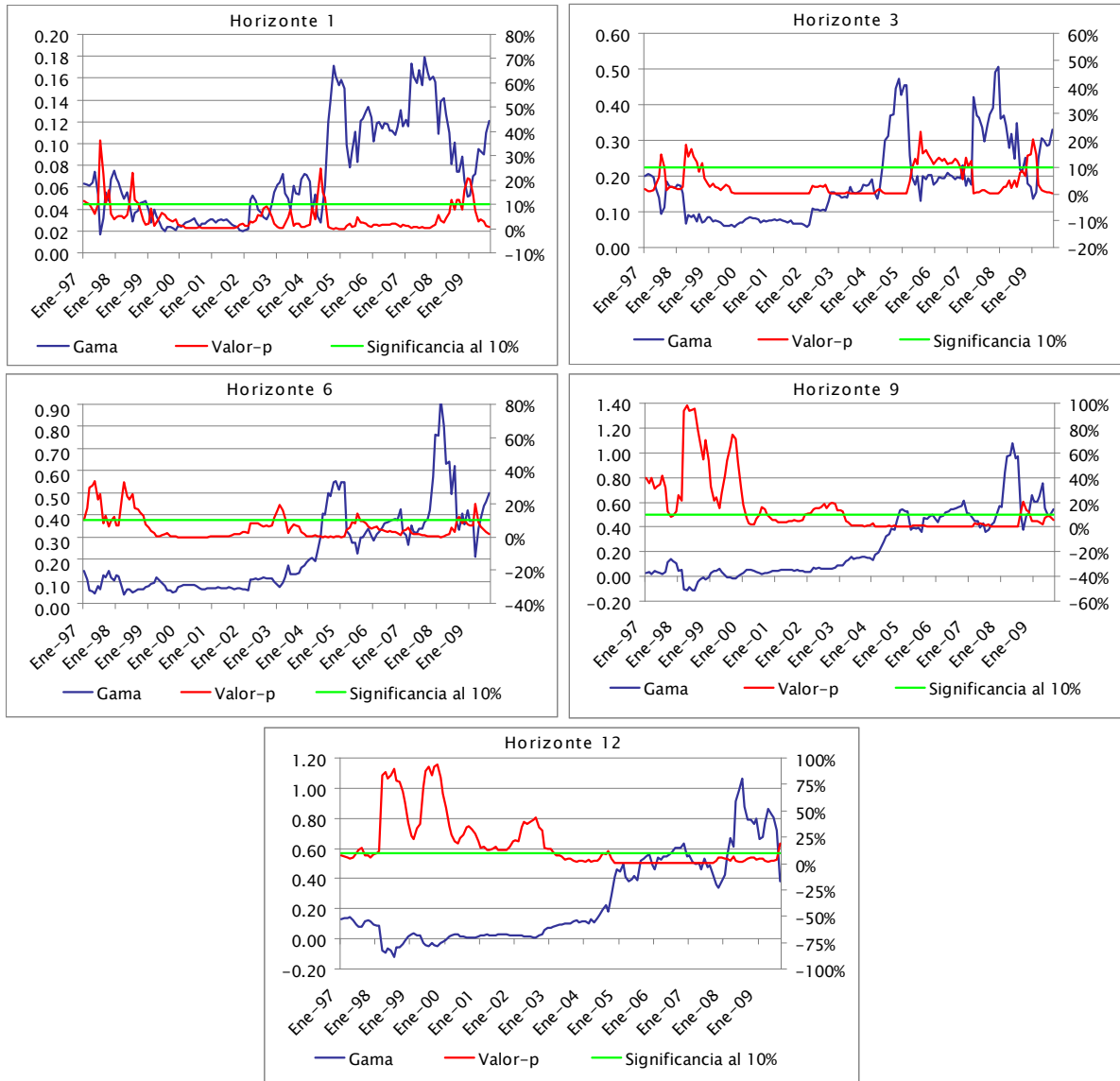


Figura 11
 Evolución del Parámetro y P-value Asociado a la Variable de Actividad en la Curva
 de Phillips del Modelo 4
 Datos en Tiempo Real



Con respecto a la magnitud de la estimación del parámetro γ , los resultados son también similares a los obtenidos con datos definitivos. De hecho las figuras 8-11 dan cuenta de un valor de estimación de γ pequeño o moderado, alcanzando un máximo puntual de 1.25, pero promediando a través de las estimaciones obtenidas en todas las ventanas rodantes, un valor que no excede 0.30. Estos números, más la inspección visual de las figuras 8-11 sugiere que el aporte predictivo de la variable de actividad en las ecuaciones (1-4) es moderado e inestable cuando la variable de actividad es introducida con datos en tiempo real, en un resultado muy similar al obtenido con datos finales.

Hasta ahora hemos hecho una comparación de carácter general o global entre los resultados asociados al parámetro de actividad en las ecuaciones (1-4), cuando esta estimación se realiza con datos definitivos y en tiempo real. Hemos visto varias similitudes de carácter general entre estas dos estimaciones. No obstante, esto no debe confundirse con una afirmación de irrelevancia con respecto a la naturaleza de los datos con que se estiman las especificaciones (1-4). De hecho, tanto las estimaciones de γ como los pronósticos de inflación que se deriven de una misma ecuación, estimada en un mismo período muestral, pero con datos en tiempo real o definitivos, pueden diferir sustancialmente. Esto se observa en las figuras 12-13 que muestran que por ciertos períodos la estimación del parámetro γ y las proyecciones de inflación a 12 meses que se derivan de las ecuaciones (1-4) parecen ser muy distintas cuando la estimación se hace con datos en tiempo real o definitivos. De hecho, las diferencias en los pronósticos de inflación ocasionalmente han llegado a superar los 100 puntos base y se observan con cierta frecuencia diferencias del orden de los 50 puntos base, que si bien no son enormes, tampoco parecen ser despreciables.

En síntesis, este análisis sugiere que el aporte marginal de la variable de actividad sobre el pronóstico de inflación es episódico, de magnitud moderada e inestable en el tiempo. Esta conclusión es robusta a la naturaleza de los datos con los que nuestras curvas de Phillips son estimadas. No obstante, los pronósticos puntuales de inflación, así como cada estimación del parámetro que acompaña a la variable de actividad, pueden cambiar significativamente dependiendo de si la ecuación en cuestión es estimada con datos revisados o en tiempo real.

Figura 12
 Diferencia Entre las Estimaciones de γ en una Misma Ecuación Estimada con
 Datos Definitivos y en Tiempo Real

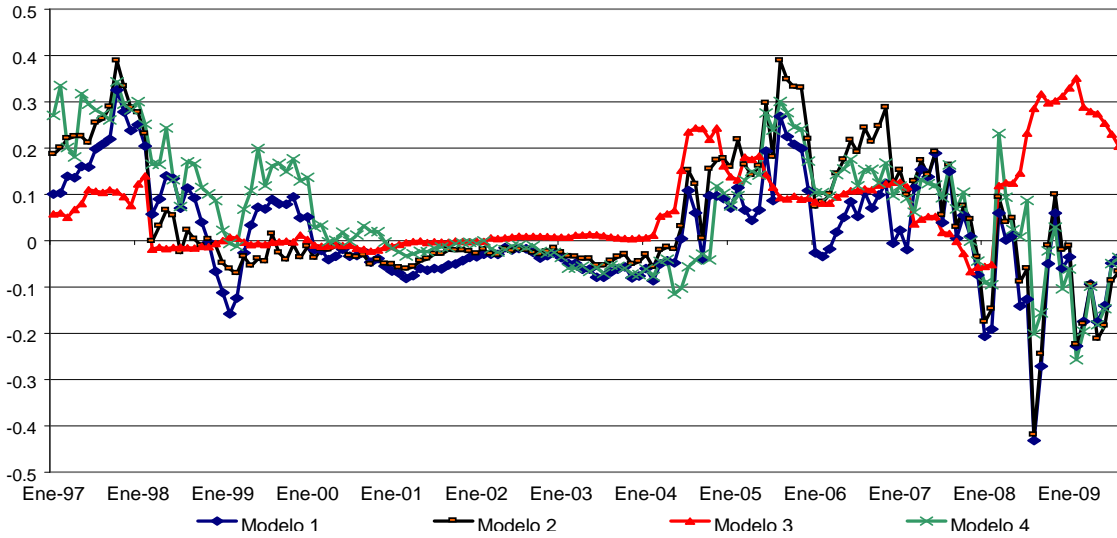
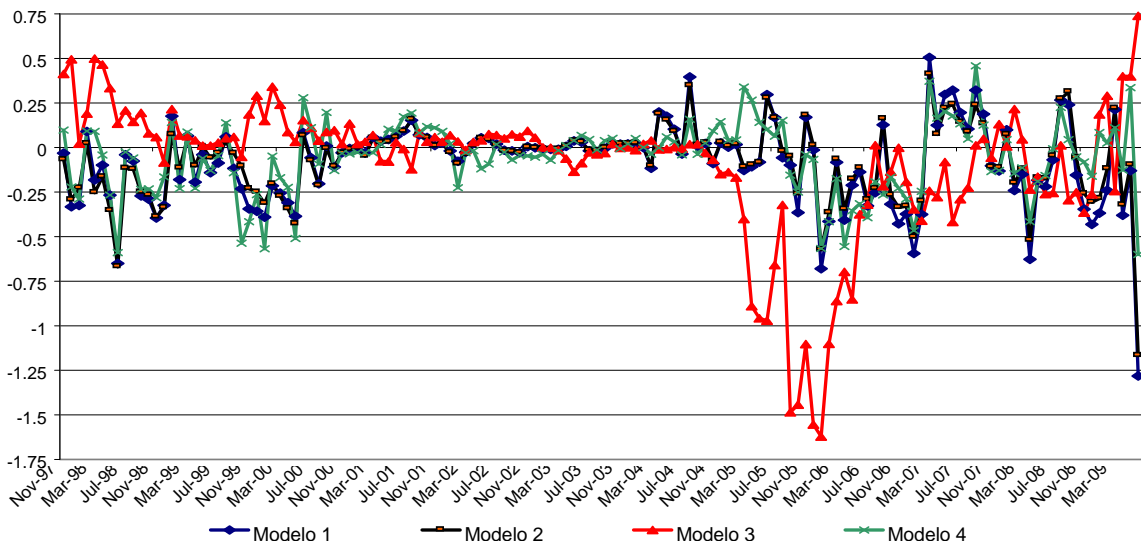


Figura 13
 Diferencia Entre los Pronósticos de Inflación a 12 Meses de una Misma Ecuación
 Estimada con Datos Definitivos y en Tiempo Real



4.3 Resultados Complementarios Fuera de Muestra

Los resultados mostrados en las subsecciones anteriores corresponden a simples regresiones dentro de muestra. El carácter “episódico” e inestable del estimador del coeficiente asociado a la variable de actividad, así como su magnitud moderada, hacen presagiar que en ejercicios de predicción fuera de muestra, el aporte predictivo de nuestras medidas de actividad debería ser mínimo. La tabla 3 confirma este presagio. En esta tabla se muestra el cociente de la raíz del error cuadrático medio de proyección fuera de muestra de cada uno de los modelos (1-4), estimados con y sin variable de actividad y en los 5 horizontes que hemos considerado en este trabajo: 1,3,6,9 y 12 meses hacia adelante. El ejercicio predictivo se basa en la utilización de las mismas ventanas rodantes de 71 observaciones que fueron usadas para el análisis dentro de muestra. Cabe señalar que para esta etapa se consideraron especificaciones con cuatro rezagos para inflación. En general se observa que la mayoría de las cifras en la Tabla 3 son menores que 1, indicando que la inclusión de la variable de actividad, en la mayoría de los casos, perjudica la precisión predictiva de los modelos. Esto es coherente con la inestabilidad detectada en los parámetros asociados a la variable de actividad, a su carácter “episódico”, y su tamaño moderado.

La tabla 4 complementa esta análisis comparando la Raíz del Error Cuadrático Medio de nuestras curvas de Phillips y algunos simples modelos de series de tiempo⁸. Se puede apreciar que los pronósticos provenientes de las curvas de Phillips son menos precisos que los mejores de series de tiempo en todos los horizontes considerados. También es interesante destacar que la precisión predictiva entre los modelos estimados con datos revisados y en tiempo real es muy pequeña, lo cual es coherente con el mínimo aporte que en general poseen las variables de actividad aquí consideradas, cuya inclusión a veces es incluso perjudicial.

⁸Los modelos de serie de tiempo considerados son un camino aleatorio con drift y dos modelos SARIMA similares al airline model de Box y Jenkins (1970). Estos modelos SARIMA son descritos con gran detalle en Pincheira y García (2009), quienes también muestran su excelente capacidad predictiva para la inflación chilena.

Tabla 3
Cuociente de la Raíz del Error Cuadrático Medio en Proyecciones de Inflación con
y sin Variable de Actividad
Valor Menor que 1 Favorece a la Especificación sin Variable de Actividad
Ejercicio Fuera de Muestra

			HORIZONTES				
			1	3	6	9	12
Modelo 1	Tiempor Real	sin meta	0.98	0.94	0.93	0.90	0.97
		con meta	0.98	0.94	0.92	0.89	0.96
	Corregido	sin meta	0.97	0.95	0.94	0.90	0.96
		con meta	0.97	0.95	0.94	0.90	0.94
Modelo 2	Tiempor Real	sin meta	0.98	0.95	0.93	0.91	0.97
		con meta	0.98	0.94	0.93	0.90	0.96
	Corregido	sin meta	0.98	0.96	0.95	0.91	0.96
		con meta	0.98	0.96	0.94	0.90	0.95
Modelo 3	Tiempor Real	sin meta	1.00	0.99	0.99	0.97	1.02
		con meta	1.00	0.99	0.99	0.96	1.01
	Corregido	sin meta	0.98	0.99	1.00	0.97	0.97
		con meta	0.98	1.00	1.01	0.96	0.96
Modelo 4	Tiempor Real	sin meta	0.99	0.97	0.96	0.95	1.01
		con meta	0.99	0.97	0.96	0.95	1.00
	Corregido	sin meta	0.99	0.97	0.97	0.96	1.01
		con meta	1.00	0.97	0.97	0.95	0.99

Tabla 4
Raíz del Error Cuadrático Medio en Proyecciones de Inflación
Ejercicio Fuera de Muestra entre Noviembre 1997 y Junio 2009

	Horizonte				
	1	3	6	9	12
RW-Drift	0.48	1.04	1.75	2.20	2.53
AIRLINE-Drift	0.35	0.90	1.50	1.81	2.00
AIRLINE-Drift-AR	0.34	0.90	1.51	1.82	2.01
Phillips 1 con Actividad Definitiva	0.44	1.00	1.79	2.39	2.48
Phillips 1 con Actividad en Tiempo Real	0.44	1.01	1.81	2.40	2.43
Phillips 2 con Actividad Definitiva	0.44	0.99	1.78	2.37	2.47
Phillips 2 con Actividad en Tiempo Real	0.44	1.00	1.81	2.39	2.44
Phillips 3 con Actividad Definitiva	0.45	1.00	1.72	2.24	2.49
Phillips 3 con Actividad en Tiempo Real	0.44	1.01	1.75	2.24	2.38
Phillips 4 con Actividad Definitiva	0.47	0.99	1.78	2.17	2.25
Phillips 4 con Actividad en Tiempo Real	0.47	0.99	1.79	2.17	2.23

Nos parece interesante destacar dos observaciones adicionales en relación a ejercicios de inferencia estadística. Primero, pensamos que la aplicación de tests de

habilidad predictiva del tipo Diebold y Mariano (1995), West (1996) y Giacomini y White (2006) no son un gran aporte para nuestro fin porque básicamente hemos visto que los modelos (1-4) entregan errores cuadrático medio en general menores cuando son estimados sin variable de actividad, lo que nos garantiza que estos tests no pueden rechazar la hipótesis nula de igualdad de habilidad predictiva en favor de los modelos que incluyen variables de actividad. Es decir, en el peor caso, la hipótesis nula no se puede rechazar. Si bien es cierto hay unos pocos casos en que las variables de actividad reducen la raíz del error cuadrático medio, la disminución nunca es superior al 2%. Incluso si reducciones de este tamaño tuvieran significancia estadística, sería difícil sostener su significancia económica, lo cual nos hace desistir de implementar ejercicios de inferencia que a priori no se cree que puedan aportar significativamente a las conclusiones de este trabajo.

Segundo, y tal como se discute en Clark y West (2006), Clark y West (2007) y Pincheira (2006), esta comparación de errores cuadrático medio en principio no necesariamente implicarían que las variables de actividad no tuvieran un aporte que hacer a la predicción de inflación. Esto se debe a que la comparación de errores cuadrático medio entre modelos anidados en general favorece al modelo con menos parámetros a estimar. No obstante, nosotros no solo hemos hecho un cálculo de error cuadrático medio, sino que también hemos visto en regresiones dentro de muestra el inestable y moderado aporte predictivo de las variables de actividad. En síntesis, ambos análisis, dentro y fuera de muestra, son coincidentes en mostrar un bajo aporte de las variables de actividad para predecir inflación, al menos en el contexto de los modelos (1-4) aquí utilizados.

4.4 Comparación con el Resto de la Literatura

Nuestros resultados indican que la capacidad predictiva de las curvas de Phillips que aquí han sido analizadas es limitada. Por lo demás, el coeficiente que acompaña a las variables de actividad es inestable, en general tiene un orden de magnitud moderado y presenta significancia estadística “episódica”. En este sentido, nuestros resultados son ampliamente concordantes con los de Nadal (2001).

No obstante, la poca predictibilidad encontrada contrasta con los resultados de Céspedes y Aguirre (2004) y de Fuentes et. al. (2008). Para reconciliar resultados distintos debemos buscar las diferencias entre los trabajos en conflicto. Parte de las diferencias se encuentran en los períodos de análisis, en especificaciones de curvas de Phillips algo distintas y en cálculos de variables de actividad o brecha algo distintas. Tal vez sea simplemente en estas diferencias que se expliquen los distintos resultados.

No obstante, deseamos destacar también otros aspectos que diferencian a los trabajos y que pensamos pueden jugar un rol en explicar distintos resultados.

Nuestro punto fundamental es que en este artículo hemos dado un privilegio a especificaciones predictivas coherentes con ejercicios en tiempo real. En cambio, muchos trabajos en la literatura realizan ejercicios que se diferencian en aspectos importantes de uno en tiempo real. Entre estos aspectos se destacan el trabajar con series filtradas utilizando toda la muestra. Obviamente esto favorece resultados de predictibilidad porque cualquier variable que esté filtrada con el uso de toda la muestra, es una función de todos los datos disponibles. Así el valor de la serie filtrada en el instante t , contiene información del instante $t+h$, $h > 0$, en la medida que $t+h$ esté en la muestra considerada. Cualquier análisis de predictibilidad que utilice estas metodologías tendrá un sesgo erróneo a concluir en favor de una capacidad predictiva, aunque esta no exista. Un segundo aspecto relevante dice relación a la utilización de datos revisados en oposición a datos en tiempo real. Finalmente, el último aspecto a considerar se refiere a que muchos artículos en la literatura no incorporan el hecho de que las variables de actividad se conocen con bastante rezago con respecto a la inflación. Por ejemplo, la inflación del tercer trimestre se conoce en Octubre de cada año, fecha en la que solo se dispone de información del PIB del segundo semestre (una primera señal) e información del IMACEC de Agosto. Esto hace que ecuaciones del tipo

$$\pi_{t+h} = \bar{\pi}_t + \alpha_1 + \gamma_1(Y_t - Y_t^*) + \sum_{i=1}^n \phi_{1i} \pi_{t-i} + \varepsilon_{1t+h}$$

tengan sentido solo en un nivel teórico pero no práctico, puesto que en el instante t nunca se conocerán simultáneamente la brecha contemporánea y la última cifra de inflación.

Pensamos que las diferencias de especificación entre las distintas curvas de Phillips más estas últimas diferencias que hemos comentado pueden dar cuenta, al menos parcialmente, de los diferentes resultados obtenidos en este artículo y en los del resto de la literatura chilena aquí revisada.

5 Resumen y Conclusiones

En este trabajo hemos considerado cuatro familias de curvas de Phillips “backward looking” para Chile en frecuencia mensual, y hemos evaluado la capacidad que ellas tienen para predecir inflación en horizontes de 1,3,6,9 y 12 meses. Todas las especificaciones que hemos considerado incluyen una variable de actividad que aparece

rezagada con respecto al último dato de inflación disponible, con el fin de emular la disponibilidad de información en tiempo real. Esto se hace así porque los datos de IMACEC utilizados para construir nuestra variable de actividad son publicados con un mes de rezago con respecto al dato de inflación. El análisis de predictibilidad se hace tanto con cifras revisadas como con cifras disponibles en tiempo real, lo que nos permite no solo evaluar la relación predictiva de tipo económico, sino que también la utilidad que tienen estas curvas de Phillips para generar proyecciones útiles para los agentes vinculados a la toma de decisión.

Nuestros resultados indican que la capacidad predictiva de estas curvas de Phillips es limitada, y más aún, que el aporte que hace la componente de actividad a esta predictibilidad es de tamaño moderado, muchas veces no estadísticamente significativo y bastante inestable. Esto es válido tanto para el análisis en tiempo real como para el análisis con cifras revisadas.

Parte de la literatura señala que las evaluaciones de predictibilidad fuera de muestra adolecen de bajo poder con respecto a las evaluaciones dentro de muestra. Es por esa razón que hemos conducido ejercicios en ambos sentidos, obteniendo resultados que apuntan en la misma dirección. De esta manera, parece más plausible atribuir la carencia de predictibilidad al inestable y moderado valor absoluto del coeficiente asociado a las respectivas variables de actividad, que a problemas de poder de las pruebas estadísticas fuera de muestra.

Si bien los resultados de este trabajo son coherentes con los de muchos artículos escritos para Estados Unidos, está en cierta disonancia con algunos resultados mostrados en el pasado reciente para Chile. Parte de la disonancia puede ser explicada por una distinta especificación de las curvas de Phillips utilizadas y en particular por la representación escogida para las variable de actividad, pero parte de las diferencias también pueden tener su raíz en que hemos conducido el ejercicio predictivo simulando siempre un ejercicio en tiempo real. Es muy posible que sea esta adicional complejidad la que colabore en disminuir la predictibilidad en nuestros ejercicios. Será parte de una agenda futura determinar si estos interesantes resultados son heredados por otras versiones de curvas de Phillips.

References

- AGUIRRE A. Y CÉSPEDES L.F.(2004). "Uso de Análisis Factorial Dinámico Para Proyecciones Macroeconómicas." *Revista de Economía Chilena* Vol. 7 N° 3: 35-46.
- ATKESON A. Y OHANIAN L. (2001). "Are Phillips Curves Useful for Forecasting Inflation" *Federal Reserve Bank of Minneapolis Quarterly Review* Vol.25, N° 1, Winter 2001: 2-11.
- BOX, G. Y JENKINS G.(1970). "Time Series Analysis: Forecasting and Control" *Holden-Day, San Francisco*
- BOX, G. Y TIAO G.(1973). "Bayesian Inference in statistical Analysis" *New York: John Wiley and Sons. Reprinted 2000, New York: John Wiley and Sons, Wiley Classics Library*
- BROCK, W. Y DURLAUF S.(2001). "Growth Empirics and Reality" *The World Bank Economic Review* 15(2): 229-272.
- CÉSPEDES L.F ,OCHOA M. Y SOTO C.(2005). "The New Keynesian Phillips Curve in an Emerging Market Economy: The Case of Chile" *Documento de Trabajo N°355 del Banco Central de Chile* 15(2): 229-272.
- CHUMACERO R. Y GALLEGO F. (2002). "Trends and Cycles in Real-Time." *Estudios de Economía*, Vol. 29-N°2, Diciembre 2002: 211-29.
- CENTRAL BANK OF CHILE (2007). "Monetary Policy in an Inflation Targeting Framework"
- CENTRAL BANK OF CHILE (2003). Modelos Macroeconómicos y Proyecciones del Banco Central de Chile.
- CLARK, T. Y WEST, K. (2006). "Using Out-of-Sample Mean Squared Prediction Errors to Test the Martingale Difference Hypothesis" *Journal of Econometrics* 135: 155-186.
- CLARK, T. Y WEST, K. (2007). "Approximately Normal Tests for Equal Predictive Accuracy in Nested Models" *Journal of Econometrics* 138: 291-311.

- CLARK, T. Y MCCracken, M. (2006). "The Predictive Content of the Output-Gap for Inflation: Resolving In Sample and Out-of-Sample Evidence" *Journal of Money, Credit and Banking* Blackwell Publishing, vol. 38(5), pages 1127-1148, August.
- DIEBOLD, F. Y MARIANO, R (1995). "Comparing Predictive Accuracy." *Journal of Business & Economic Statistics*, 13(3): 253-63.
- DRAPER D. (1995). "Assessment and propagation of Model Uncertainty." *Journal of the Royal Statistical Society Series B* 57: 45-70.
- ESTRELLA A. Y FUHRER J. (2003). "Monetary Policy Shifts and the Stability of Monetary Policy Models." *Review of Economics and Statistics* 85: 94-104.
- FISHER I. (1926). "A statistical relationship between unemployment and price changes." *International Labor Review*, 13(June): 785-92.
- FISHER I. (1973). "I discovered the Phillips Curve." *Journal of Political Economy*, 81(March-April): 496-502.
- FUENTES, R., GREDIG, F. Y LARRAÍN, M. (2008). "La Brecha de Producto en Chile: Medición y Evaluación" *Revista de Economía Chilena* 11(2): 7-30.
- GARCÍA, M. Y MEDINA J.P.(2008). "Efectos de Primas Financieras Sobre la Actividad Agregada." *Revista de Economía Chilena*, 12(3): 89-101.
- GIACOMINI, R. Y WHITE, H.(2006). "Tests of Conditional Predictive Ability." *Econometrica*, 74(6): 1545-78.
- HOETING J, D. MADIGAN, A. RAFTERY Y C. VOLINSKY(1999). "Bayesian Model Averaging: A Tutorial." *Statistical Science* 14, 382-401.
- LANSING, K.(2002). "Can the Phillips Curve Help Forecast Inflation," *Federal Reserve Bank of San Francisco Economic Letter* 29: 1-4.
- LEAMER, E.(1978). "Specification Searches" *New York: John Wiley*
- MEESE R. Y ROGOFF K.(1983). "Empirical Exchange Rate Models of the Seventies. Do They Fit Out-of-Sample?" *Journal of International Economics* 14: 3-24
- MORANDÉ F. Y TEJADA M.(2008). "Fuentes de Incertidumbre Monetaria en la Conducción de la Política Monetaria en Chile" *Revista de Economía Chilena* 11(3): 45-80

- NADAL DE SIMONE F.(2001). "Proyección de Inflación en Chile" *Revista de Economía Chilena* 4(3): 59-85
- NEWKEY, W.K. AND WEST, K.(1987). "A Simple, Positive, Semi-Definite, Heteroskedasticity and Autocorrelation Consistent Covariance Matrix." *Econometrica* 55 (3): 703-8.
- NEWKEY, W.K. AND K.D. WEST(1994). "Automatic Lag Selection in Covariance Matrix Estimation." *Review of Economic Studies* 61 (4) 631-53
- PEDERSEN M.(2009). "Extracting GDP Signals from the Monthly Indicator of Economic Activity. Evidence from Chilean Real-Time Data" *manuscrito sin publicar, Banco Central de Chile.*
- PHILLIPS A.(1958). "The relation between unemployment and the rate of change in money wage rates in the United Kingdom, 1861-1957." *Economica* 25 (November) 283-99.
- PINCHEIRA P.(2006). "Shrinkage Based Tests of the Martingale Difference Hypothesis." *Documento de trabajo N°376, Banco Central de Chile.*
- PINCHEIRA P. Y GARCÍA A.(2009). "En Búsqueda de un Buen Benchmark Predictivo para la Inflación" *Documento de trabajo N°514, Banco Central de Chile.*
- PINCHEIRA P.(2009). "A Real Time Evaluation of the Central Bank of Chile GDP Growth Forecasts" *manuscrito sin publicar, Banco Central de Chile.*
- ROSSI, B. Y T. SEKHPOSYAN(2009). "Has Models Forecasting Performance Changed Over Time, and When?" *International Journal of Forecasting* 23: 146-75.
- RUDEBUSCH G. Y SVENSSON L.(1999). "Policy Rules for Inflation Targeting" in *Monetary Policy Rules* edited by John B. Taylor 213-246. Chicago: University of Chicago Press.
- SAMUELSON P. Y R. SOLOW(1960). "Analytical Aspects of Anti-Inflation Policy" *American Economic Review* 50 (Mayo): 177-94.
- STOCK J. Y M. WATSON(2008). "Phillips Curve Inflation Forecasts" *NBER Working Paper N° 14322* September 2008.
- STOCK J. Y M. WATSON(1999). "Forecasting Inflation" *Journal of Monetary Economics* 44: 293-335.

- STOCK J. Y M. WATSON(1998). "Diffusion Indexes" *NBER Working Paper Nž 6702*
- TAYLOR J.B.(1993). "Discretion versus Policy Rules in Practice" *Carnegie-Rochester Conferences Series on Public Policy* 39, Dec. 1993, 195-214..
- VOLINSKY, C.T., MADIGAN, D., RAFTERY, A.E., AND KRONMAL R.A.(1997). "Bayesian Model Averaging in Proportional Hazard Models: Assesing the Risk of a Stroke," *Applied Statistics* 46: 443-448.
- WEST, K.(1996). "Asymptotic Inference About Predictive Ability." *Econometrica* 64: 1067-1084
- WEST, K.(2006). "Forecast Evaluation." in *Handbook of Economic Forecasting* edited by G. Elliott, C. Granger and A. Timmerman, Amsterdam: Elsevier.

**Documentos de Trabajo
Banco Central de Chile**

**Working Papers
Central Bank of Chile**

NÚMEROS ANTERIORES

PAST ISSUES

La serie de Documentos de Trabajo en versión PDF puede obtenerse gratis en la dirección electrónica: www.bcentral.cl/esp/estpub/estudios/dtbc. Existe la posibilidad de solicitar una copia impresa con un costo de \$500 si es dentro de Chile y US\$12 si es para fuera de Chile. Las solicitudes se pueden hacer por fax: (56-2) 6702231 o a través de correo electrónico: bcch@bcentral.cl.

Working Papers in PDF format can be downloaded free of charge from: www.bcentral.cl/eng/stdpub/studies/workingpaper. Printed versions can be ordered individually for US\$12 per copy (for orders inside Chile the charge is Ch\$500.) Orders can be placed by fax: (56-2) 6702231 or e-mail: bcch@bcentral.cl.

DTBC-558 Marzo 2010

A Stochastic Assignment Model

Alberto Naudon

DTBC-557 Marzo 2010

**Valorización Por Arbitraje De Bonos Y Acciones Chilenas
Mediante El Método De Componentes Principales**

Natalia Gallardo y Andrés Sagner

DTBC-556 Febrero 2010

**A Real Time Evaluation of the Central Bank of Chile GDP Growth
Forecasts**

Pablo Pincheira

DTBC-555 Diciembre 2009

**Funding Liquidity Risk in a Quantitative Model of Systemic
Stability**

David Aikman, Piergiorgio Alessandri, Bruno Eklund, Prasanna Gai,
Sujit Kapadia, Elizabeth Martin, Nada Mora, Gabriel Sterne y Matthew
Willison

DTBC-554 Diciembre 2009

**Financial Stability, Monetary Policy and Central Banking: An
Overview**

Rodrigo Alfaro A. y Rodrigo Cifuentes S.

- DTBC-553
Incorporating Financial Sector Risk into Monetary Policy Models: Application to Chile
Dale F. Gray, Carlos García, Leonardo Luna y Jorge Restrepo
Diciembre 2009
- DTBC-552
Crisis Financiera y Uso de Derivados Cambiarios en Empresas Exportadoras
María Gabriela Acharán, Roberto Alvarez y José Miguel Villena
Diciembre 2009
- DTBC-551
Efectos de la Emisión de Bonos del Banco Central Sobre las Tasas de Interés
Marco Batarce
Diciembre 2009
- DTBC-550
Defining Financial Stability And A Framework For Safeguarding It
Garry J. Schinasi
Diciembre 2009
- DTBC-549
Determinantes del Precio de Viviendas en Chile
Andrés Sagner
Diciembre 2009
- DTBC-548
A Historical Perspective On The Crisis Of 2007–08
Michael D. Bordo
Diciembre 2009
- DTBC-547
Modeling a Housing and Mortgage Crisis
Charles A.E. Goodhart, Dimitrios P. Tsomocos y Alexandros P. Vardoulakis
Diciembre 2009
- DTBC-546
Policy Reform Under Electoral Uncertainty
Dalibor Eterovic
Diciembre 2009
- DTBC-545
Forecasting Chilean Inflation From Disaggregate Components
Marcus Cobb
Diciembre 2009