

Banco Central de Chile
Documentos de Trabajo

Central Bank of Chile
Working Papers

Nº 514

Abril 2009

EN BÚSQUEDA DE UN BUEN BENCHMARK PREDICTIVO PARA LA INFLACIÓN

Pablo Pincheira

Álvaro García

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

EN BÚSQUEDA DE UN BUEN BENCHMARK PREDICTIVO PARA LA INFLACIÓN

Pablo Pincheira Brown
Gerencia de Investigación Económica
Banco Central de Chile

Álvaro García Marín
Gerencia de Investigación Económica
Banco Central de Chile

Resumen

En este artículo investigamos la precisión y estabilidad de las proyecciones de inflación en Chile provenientes de una determinada subfamilia extendida de modelos SARIMA que denominamos ESARIMA. El análisis se centra en el período comprendido entre Enero del 2000 y Noviembre del año 2008. Nuestras proyecciones ESARIMA son comparadas con aquellas provenientes de encuestas y de simples modelos univariados, incluyendo algunos que han sido tradicionalmente utilizados como benchmarks predictivos en la literatura. La comparación con modelos univariados se hace para proyecciones en horizontes de 1 a 6 meses, mientras que la comparación con encuestas se hace en proyecciones 1, 3 y 12 meses hacia adelante. Nuestros resultados indican que el Error Cuadrático Medio (ECM) fuera de muestra de las proyecciones ESARIMA es menor que el de los métodos univariados considerados, casi sin excepciones. Al comparar la precisión de las proyecciones ESARIMA con las que provienen de la Encuesta de Expectativas Económicas (EEE), los resultados son mixtos: la encuesta es más precisa en proyecciones a 1 mes, es marginalmente menos precisa en proyecciones a 3 meses, y es menos precisa que la mitad de los modelos ESARIMA en proyecciones a 12 meses. Observamos también que la familia ESARIMA entrega proyecciones más estables que la familia de métodos univariados tradicionales bajo análisis y también son más estables que las proyecciones de la EEE a horizontes de 3 y 12 meses.

Abstract

In this article we analyze the accuracy and stability of a number of inflation forecasts for Chile. We place special attention on forecasts coming from Extended Seasonal ARIMA (ESARIMA) models. Our analysis considers the sample period from January 2000 to November 2008. We compare ESARIMA forecasts to survey-based forecasts and to those coming from traditional time series benchmarks available in the literature. We consider one to six months-ahead forecasts for comparisons with the traditional time series benchmarks and one, three and twelve month ahead forecasts for comparisons against the Survey of Professional Forecasters (SPF). Our results show that ESARIMA based forecasts display lower out-of-sample Mean Square Prediction Error than forecasts coming from traditional benchmarks, almost without exception. We obtain mixed results when comparing ESARIMA forecasts to survey-based forecasts in terms of forecast accuracy: the SPF provides more accurate forecasts for one month ahead forecasts, provides slightly less precise forecasts at the three month horizon and is less precise than half of our ESARIMA models at the 12 month horizon. Finally, we also note that our ESARIMA forecasts are more stable than traditional time series methods and also than survey based forecasts when prediction is made three and twelve months ahead.

I. Introducción

El presente trabajo se motiva en la necesidad de contar con *benchmarks* precisos, simples y robustos para predecir inflación en Chile. Contar con buenos *benchmarks* es relevante pues permite realizar una evaluación exigente de las proyecciones provenientes de nuevos modelos que surgen en la literatura. Los modelos univariados de series de tiempo son *benchmarks* naturales debido a la sencillez con la que son capaces de generar proyecciones en plazos razonables de tiempo. Aún cuando este tipo de modelos han sido usados extensamente en la literatura, no existe consenso en torno a cual debiera ser su estructura y especificación. Por ejemplo, el orden de los términos autorregresivos y de media móvil es tomado de diversas maneras. Sin embargo, la evidencia mostrada en este artículo indica que la forma en que se seleccionan estos órdenes impacta directamente a la precisión de las proyecciones.

En este contexto, el objetivo de este artículo es investigar si una determinada subfamilia extendida de modelos SARIMA, que denominamos ESARIMA, es capaz de vencer en términos de precisión y estabilidad predictiva a *benchmarks* tradicionalmente usados en la literatura². El análisis se centra en predecir la inflación de Chile en el período comprendido entre enero del 2000 y noviembre del 2008. Nuestras proyecciones ESARIMA son comparadas con aquellas provenientes de encuestas y de modelos univariados sencillos. La comparación con estos últimos se hace para proyecciones en horizontes de 1 a 6 meses, mientras que la comparación con encuestas se hace en proyecciones 1,3 y 12 meses hacia adelante.

Nuestros resultados indican que el Error Cuadrático Medio (ECM) fuera de muestra de las proyecciones ESARIMA es menor que el de los métodos univariados considerados casi sin

excepciones³. En particular, 5 de nuestros modelos ESARIMA generan proyecciones que son estadísticamente más precisas que las de todos los *benchmarks* univariados considerados, en todos los horizontes analizados. Al comparar la precisión de las proyecciones ESARIMA con las que provienen de la Encuesta de Expectativas Económicas (EEE), los resultados son mixtos: la encuesta es más precisa en proyecciones a 1 mes, es marginalmente menos precisa en proyecciones a 3 meses, y es menos precisa que la mitad de los modelos ESARIMA considerados en proyecciones a 12 meses.

Para tener una noción de la estabilidad de las proyecciones usamos un criterio MINIMAX que escoge dentro de una familia de proyecciones a aquella que minimice el ECM en períodos inestables. Observamos que la familia ESARIMA entrega proyecciones más estables que la familia de métodos univariados tradicionales para todos los horizontes bajo análisis. Las proyecciones ESARIMA también son más estables que las de la EEE a horizontes de 3 y 12 meses, pero menos estables en proyecciones a 1 mes.

Si bien no ahondamos en las razones que se encuentran detrás de este más que satisfactorio comportamiento predictivo, asociamos este éxito a dos elementos: 1) la imposición de dos raíces unitarias en el nivel de precios, lo que si bien puede resultar un tanto extraño al economista no extensamente vinculado con la literatura predictiva, provee parsimonia en los modelos eliminando incertidumbre paramétrica y de esta manera entregando predicciones precisas. 2) La incorporación explícita de términos de medias móviles de

² SARIMA significa Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (Modelos Estacionales Autorregresivos Integrados de Medias Móviles).

³ A lo largo de este trabajo evaluamos capacidad predictiva a través del cálculo del ECM. Si bien existen formas alternativas para evaluar habilidad predictiva, la estrategia dominante en la literatura ha sido evaluar la bondad de distintos modelos en términos de la precisión de sus predicciones bajo pérdida cuadrática. Una interesante discusión sobre la diversidad de métricas que existen para evaluar proyecciones se encuentra en McCracken M. y K. West (2002).

orden 12 o en sus alrededores, que permiten capturar adecuadamente la dinámica de shocks en el nivel de precios y no sólo en la inflación propiamente tal. El primer punto nos dice que la incorporación de una tendencia estocástica ha sido útil para proyectar la inflación en la última década. El segundo punto nos dice que elementos estacionales parecen estar presentes incluso al considerar la inflación en variación a 12 meses⁴.

Entre los estudios que consideran modelos univariados simples como *benchmarks* predictivos de inflación destacamos al estudio de Atkeson y Ohanian (2001) (A-O) para el caso de Estados Unidos. Ellos muestran que para el período que va desde el año 1984 al 2001 un simple modelo univariado basado en la inflación pasada promedio vence a modelos económicos relativamente más complejos basados en curvas de Phillips. Este hallazgo coloca un reto a los posteriores intentos de proyectar inflación: los nuevos modelos deben ser capaces de vencer al menos a un simple proceso de paseo aleatorio, en el cual la inflación proyectada en un período es igual a la del período previo.

Una versión menos restrictiva del benchmark A-O se basa en procesos autorregresivos de primer orden (AR(1)), o más generalmente, en procesos autorregresivos de orden p (AR(p)). En la práctica, este tipo de procesos son los utilizados con mayor frecuencia como *benchmark*. De hecho, Stock y Watson (2008) en una revisión de la literatura de predicción de inflación en Estados Unidos muestran que los mejores modelos multivariados no son capaces de vencer homogéneamente en el tiempo a sencillos *benchmarks* univariados.

La forma en que se debería seleccionar el número de rezagos de los modelos autorregresivos tampoco es clara en la literatura. Mientras algunos autores escogen rezagos

⁴ El argumento que damos aquí está inspirado en el comentario de Capistrán y Constandse (2008), quienes señalan que la inflación en México fue dominada por elementos tendenciales en el pasado, y que en los últimos años, cuando la tendencia ha desaparecido, los términos estacionales han tendido a jugar un mayor rol en la capacidad predictiva de la inflación.

basados en el criterio de información de Akaike (AIC) (ver Stock y Watson, 2003 y 2006 entre otros), otros se basan en el criterio de información Bayesiano (BIC) (ver Elliot y Timmermann, 2008 entre otros). Ambos criterios, que en principio seleccionan modelos de acuerdo al ajuste dentro de muestra, difieren en la penalización que hacen a los parámetros adicionales que debe estimar el modelo.

El resto del documento se estructura de la siguiente forma. En la sección que sigue a esta introducción se presenta la familia de modelos SARIMA y se cuestiona la práctica usual de proyectar series estacionales a través de un proceso previo de desestacionalización. En la tercera sección motivamos la modelación de la inflación en Chile a través de una especificación SARIMA extendida que denominamos ESARIMA. En la cuarta sección comparamos las predicciones generadas a partir de nuestra especificación ESARIMA con las de otros populares modelos univariados en términos de la precisión de las proyecciones en ejercicios fuera de muestra. En la quinta sección nos embarcamos en un ejercicio de estabilidad de las proyecciones y por último, en la sexta sección, presentamos las principales conclusiones de este trabajo.

II. Modelos SARIMA (P,D,Q)x(p,d,q)

Los modelos SARIMA (*seasonal ARIMA*) son una extensión natural de los modelos ARIMA para modelar series de tiempo con patrón estacional. Estos modelos resuelven la incapacidad de los modelos ARIMA para caracterizar las funciones de autocorrelación (ACF) de procesos estacionales. En efecto, una serie y_t que sigue un ARIMA(p,d,q) satisface la siguiente relación:

$$\begin{aligned}\Phi(L)(1-L)^d y_t &= \Theta(L)\varepsilon_t \\ \Phi(L) &= (1 - \phi_1 L - \phi_2 L^2 - \dots - \phi_p L^p) \\ \Theta(L) &= (1 - \theta_1 L - \theta_2 L^2 - \dots - \theta_q L^q)\end{aligned}$$

En que, como es habitual, L corresponde al operador de rezagos definido como

$$Ly_t = y_{t-1}$$

$$L^p y_t = y_{t-p}$$

Si denotamos

$$W_t = (1-L)^d y_t$$

Entonces la función de autocorrelación de W_t responde a la de un proceso ARMA(p,q) que en general decae en forma exponencial, con o sin oscilaciones sinusoidales dependiendo de las raíces del polinomio autorregresivo. La figura 1 describe este comportamiento para un proceso ARMA(1,2) artificialmente simulado.

A diferencia de este tipo de función de autocorrelación, un proceso estacional presenta una función de autocorrelación que presenta fuertes incrementos en torno a los rezagos asociados a la estacionalidad de la serie: múltiplos de 12 en series mensuales, o múltiplos de 4 en series trimestrales. La figura 2 muestra la función de autocorrelación de un proceso con estacionalidad anual, es decir, de 12 meses.

Este patrón de autocovarianzas es capturado en forma más adecuada por los modelos SARIMA. Diremos que una serie y_t sigue un proceso SARIMA(P,D,Q)x(p,d,q) si satisface la siguiente relación:

$$\Phi(L)\Phi_E(L^S)(1-L)^d(1-L^S)^D y_t = \Theta_E(L^S)\Theta(L)\varepsilon_t$$

$$\Phi(L) = (1-\phi_1 L - \phi_2 L^2 - \dots - \phi_p L^p)$$

$$\Phi_E(L^S) = (1-\phi_{E1} L^S - \phi_{E2} L^{2S} - \dots - \phi_{EP} L^{PS})$$

$$\Theta(L) = (1-\theta_1 L - \theta_2 L^2 - \dots - \theta_q L^q)$$

$$\Theta_E(L^S) = (1-\theta_{E1} L^S - \theta_{E2} L^{2S} - \dots - \theta_{EQ} L^{QS})$$

En que S denota al factor estacional (S=12 para series mensuales, S=4 para series trimestrales).

Así por ejemplo, un proceso SARIMA(1,0,1)x(1,1,1) para series en frecuencia mensual con estacionalidad S=12 tiene la siguiente expresión:

$$\begin{aligned}\Phi(L)\Phi_E(L^{12})(1-L)y_t &= \delta + \Theta(L)\Theta_E(L^{12})\varepsilon_t \\ \Phi(L) &= (1-\rho L) \\ \Phi_E(L^{12}) &= (1-\phi L^{12}) \\ \Theta(L) &= (1-\theta L) \\ \Theta_E(L^{12}) &= (1-\theta_E L^S)\end{aligned}$$

O equivalentemente

$$(1-\rho L)(1-\phi L^{12})(1-L)y_t = \delta + (1-\theta L)(1-\theta_E L^{12})\varepsilon_t$$

Que se traduce en el siguiente proceso

$$(y_t - y_{t-1}) - \phi(y_{t-12} - y_{t-13}) - \rho(y_{t-1} - y_{t-2}) + \rho\phi(y_{t-13} - y_{t-14}) = \delta + \varepsilon_t - \theta\varepsilon_{t-1} - \theta_E\varepsilon_{t-12} + \theta\theta_E\varepsilon_{t-13} \quad (1)$$

Que no es más que un caso particular de modelación ARIMA en que los coeficientes de los rezagos autorregresivos y de medias móviles satisfacen restricciones bastante particulares.

Si asumimos que la serie y_t corresponde al logaritmo natural de un índice de precios tenemos que el lado izquierdo de la expresión anterior (1) puede interpretarse como

$$\phi\pi_t - \phi(1+\rho)\pi_{t-1} + \rho\phi\pi_{t-2} + (1-\phi)y_t - (1+\rho)(1-\phi)y_{t-1} + \rho(1-\phi)y_{t-2}$$

En que π_t representa una aproximación logarítmica de la inflación anual.

$$\pi_t \approx \ln(P_t) - \ln(P_{t-12})$$

Notemos que si restringimos $\phi=1$, el modelo (1) se puede escribir de la siguiente manera

$$\pi_t = \delta + (1+\rho)\pi_{t-1} - \rho\pi_{t-2} + \varepsilon_t - \theta\varepsilon_{t-1} - \theta_E\varepsilon_{t-12} + \theta\theta_E\varepsilon_{t-13} \quad (2)$$

Es interesante destacar que la modelación SARIMA incorpora directamente el patrón estacional de una serie, sin imponer separabilidad en componentes estacionales y no estacionales. Esta posibilidad de modelación conjunta es muy atractiva para el objetivo de predicción. En efecto, al predecir una serie con estacionalidad, muchas veces se procede en

dos etapas: primero se filtra la serie de su componente estacional, bajo el supuesto de que esto es posible, es decir que las componentes estacionales y no estacionales son separables. Luego, se proyecta la serie desestacionalizada y se realiza un análisis económico en función de esta serie filtrada, o bien se proyectan ambos componentes para luego construir una predicción unificada de la serie original. Estas prácticas que incluyen desestacionalización tienen al menos 4 potenciales problemas:

1. Supone que la componente estacional es separable de la no estacional. Si esto no es cierto, entonces se está incurriendo en un problema de especificación.
2. Si el objetivo del investigador es realizar ejercicios de predicción fuera de muestra, esto es incompatible con series desestacionalizadas que se construyen habitualmente en base a filtrar toda la muestra disponible, lo que hace imposible un ejercicio simulado de predicción en tiempo real.
3. Tal como lo plantea Ghysels et al (2006), la desestacionalización puede ser incompatible con la práctica económica que opera con retroalimentación, como es el caso de la política monetaria. En efecto, de acuerdo a Ghysels et al (2006) la mayoría de los filtros de desestacionalización involucran predecir la serie original en estudio, por ejemplo inflación. A partir de estas predicciones es posible construir una serie de inflación desestacionalizada que luego se transforma en el objeto de análisis de la política monetaria. Ahora, si la política monetaria tiene efectos sobre el futuro desenvolvimiento de la inflación, entonces la desestacionalización en sí debiese ser una función de la política monetaria. El obviar esta conexión podría tener consecuencias.

4. En la medida que el tiempo pasa y nuevas observaciones de la serie bajo estudio se van acumulando, la serie desestacionalizada cambia, lo cual puede generar más inestabilidad temporal que la deseada.

Todos estos potenciales problemas son subsanados directamente a partir de una modelación conjunta de la evolución de una serie de tiempo y de su estacionalidad.

III Un Benchmark SARIMA para Inflación

Para entender cuan adecuado puede resultar considerar una modelación tipo SARIMA para la inflación en Chile, en la figura 3 se muestra la función de autocorrelación para el logaritmo natural del Índice de Precios al Consumidor (IPC).

Este gráfico es coherente con la existencia de una raíz unitaria en el logaritmo del IPC, pues la autocorrelación es altamente persistente, y de hecho, no desaparece incluso luego de 5 años (60 períodos). Por lo demás, el cuadro 1 muestra que la hipótesis nula de una raíz unitaria no puede ser rechazada para este proceso.

Por otro lado, cuando se considera la inflación mensual del IPC, la función de autocorrelación muestra un marcado patrón estacional que se repite cada aproximadamente 12 meses (ver figura 4).

Estos dos hechos estilizados (raíz unitaria y estacionalidad) sugieren modelar el logaritmo natural de la serie de precios con una formulación SARIMA como sigue:

$$\begin{aligned}
 \Phi(L)\Phi_E(L^S)(1-L)\ln(P_t) &= \delta + \Theta_E(L^S)\Theta(L)\varepsilon_t \\
 \Phi(L) &= (1 - \phi_1 L - \phi_2 L^2 - \dots - \phi_p L^p) \\
 \Phi_E(L^S) &= (1 - \phi_{E1} L^S - \phi_{E2} L^{2S} - \dots - \phi_{EP} L^{PS}) \\
 \Theta(L) &= (1 - \theta_1 L - \theta_2 L^2 - \dots - \theta_p L^q) \\
 \Theta_E(L^S) &= (1 - \theta_{E1} L^S - \theta_{E2} L^{2S} - \dots - \theta_{EQ} L^{QS})
 \end{aligned} \tag{3}$$

Esto es una especificación que incorpora los dos hechos empíricos anteriormente destacados: la existencia de una raíz unitaria en el logaritmo natural del índice de precios

bajo análisis y una dinámica con patrón estacional en la inflación mensual ($S=12$), que es modelada con componentes estacionales autorregresivos y de medias móviles.

Si bien la expresión anterior (3) captura dos hechos estilizados del logaritmo del índice de precios, y tiene bastante flexibilidad al modelar la estacionalidad con componentes de medias móviles y autorregresivos, en principio es una especificación poco parsimoniosa por la potencial gran cantidad de parámetros que habría que estimar: 1 intercepto, p parámetros autorregresivos, q de medias móviles, P autorregresivos estacionales y Q de medias móviles estacionales. Bajo estas condiciones, y simplemente por razones de parsimonia, consideraremos $P=p=Q=q=1$, para restringirnos a una subfamilia SARIMA bastante simple que captura los dos hechos estilizados mencionados anteriormente.

Así nos quedaremos con la expresión siguiente

$$\begin{aligned} \phi\pi_t - (1 + \rho)\pi_{t-1} + \rho\phi\pi_{t-2} + (1 - \phi)\ln(P_t) - (1 + \rho)(1 - \phi)\ln(P_{t-1}) + \rho(1 - \phi)\ln(P_{t-2}) = \\ = \delta + \varepsilon_t - \theta\varepsilon_{t-1} - \theta_E\varepsilon_{t-12} + \theta\theta_E\varepsilon_{t-13} \end{aligned}$$

Para hacer más simple y parsimoniosa la formulación anterior, usaremos algunas aproximaciones y restricciones presentes en la literatura. En primer lugar impondremos la restricción $\phi=1$ presente en Box y Jenkins (1970), Brockwell y Davis (1991) y Harvey (1993). Si bien es cierto el modelo anterior posee, entre otras características, dos raíces unitarias en la frecuencia cero, desde una perspectiva pragmática o basada en la teoría de decisiones estadísticas, esto no es impedimento para que el modelo genere buenas predicciones. Una interpretación usual a esto, ver por ejemplo Ghysels et al (2006), obedece a que la parsimonia y el hecho de no tener un gran número de parámetros estimados genera proyecciones con poco deterioro debido a incertidumbre paramétrica. Por otra parte, y como ya se señaló en la introducción, la restricción $\phi=1$ impone al modelo

una tendencia estocástica que puede ser muy útil para predecir en periodos en que la inflación siga patrones tendenciales. Con $\phi=I$ el modelo se puede escribir como:

$$\pi_t = \delta + (1 + \rho)\pi_{t-1} - \rho\pi_{t-2} + \varepsilon_t - \theta\varepsilon_{t-1} - \theta_E\varepsilon_{t-12} + \theta\theta_E\varepsilon_{t-13} \quad (4)$$

Findley et al (2002) consideran un modelo similar a (4) y proponen generalizar su componente de medias móviles permitiendo un coeficiente irrestricto en el rezago 13 del error. Para darle mayor generalidad a nuestra especificación también adoptaremos una formulación similar que anide a la expresión (4) y nos concentraremos en la familia de modelos dada por:

$$\pi_t = \delta + (1 + \rho)\pi_{t-1} - \rho\pi_{t-2} + \varepsilon_t - \theta\varepsilon_{t-1} - \theta_E\varepsilon_{t-12} + \theta_3\varepsilon_{t-13} \quad (5)$$

$$\theta_3 = \begin{cases} 0 \\ \theta\theta_E \end{cases}$$

Notemos que la expresión en (5) también se puede escribir como sigue:

$$\pi_t - \pi_{t-1} = \delta + \rho(\pi_{t-1} - \pi_{t-2}) + \varepsilon_t - \theta\varepsilon_{t-1} - \theta_E\varepsilon_{t-12} + \theta_3\varepsilon_{t-13} \quad (6)$$

La anterior familia de modelos anida a una serie de benchmarks predictivos tradicionalmente usados en la literatura. En efecto, tomando $\rho=0$, $\theta = \theta_E = \theta_{13} = \delta = 0$ se recupera el camino aleatorio usado por Atkeson y Ohanian (2001). Con las mismas restricciones pero considerando δ irrestricto se recupera a un camino aleatorio con intercepto. Si por otro lado restringimos $\rho=0$ y $\theta_{13} = \theta\theta_E$ se recupera al famoso “*airline model*” introducido por Box y Jenkins (1970) para modelar la demanda mensual de pasajeros de una aerolínea. De acuerdo a Ghysels et al (2006) este modelo ha sido utilizado con éxito como un *benchmark* robusto para pronosticar series de tiempo mensuales con un patrón estacional.

Notemos que la expresión (6) contiene sólo a 4 parámetros⁵. Diversas restricciones sobre ellos pueden elevar rápidamente el número de modelos a considerar. De hecho, si consideramos solo las opciones binarias “incluir o no incluir” a los parámetros en el modelo, terminamos con un total de $2^4 = 16$ expresiones. Para reducir el número de especificaciones a evaluar, nos centramos en formulaciones que siempre incluyen a las componentes de medias móviles 1 y 12. Así, finalmente consideramos la siguiente familia de 8 modelos, que al ser una extensión de una familia SARIMA, la denominaremos ESARIMA:

$$\pi_t - \pi_{t-1} = \delta + \rho(\pi_{t-1} - \pi_{t-2}) + \varepsilon_t - \theta\varepsilon_{t-1} - \theta_E\varepsilon_{t-12} + \theta_3\varepsilon_{t-13} \quad (7)$$

$$\rho = \begin{cases} 0 \\ \text{irrestringido} \end{cases}; \quad \delta = \begin{cases} 0 \\ \text{irrestringido} \end{cases}; \quad \theta_3 = \begin{cases} 0 \\ \theta\theta_E \end{cases} \quad \theta \text{ irrestringido}; \theta_E \text{ irrestringido}.$$

En lo que sigue compararemos, para el caso de la inflación en Chile, la capacidad predictiva de estos últimos modelos con la de *benchmarks* tradicionales usados en la literatura, ver por ejemplo Giacomini y White (2006); Stock y Watson (2008); Ang, Bekaert y Wei (2007); Atkeson y Ohanian (2001), Groen, Kapetanios y Price (2009), Jaramillo (2009) y Díaz y Leyva (2009) entre otros. En particular consideraremos los siguientes *benchmarks* usuales: AR(1), AR(12), camino aleatorio con y sin intercepto, IMA(1,1), ARMA(1,1) y cinco especificaciones ARMA(p,q) con selección automática de rezagos⁶.

⁵ Obviamos en esta cuenta parámetros asociados a la varianza de las perturbaciones.

⁶ El primer método de selección automática es el llamado “*Stepwise Backward*” que comienza desde una especificación que incluye a todos los posibles rezagos, para luego eliminarlos secuencialmente partiendo con las variables con mayor *p-value*, hasta llegar a una especificación en que todas las variables sean estadísticamente significativas al menos con un nivel de confianza del 85%. Los otros dos métodos de selección automática se rigen según los criterios BIC y AIC, tanto para un proceso AR(p) como para un ARMA(p,q) más general.

IV. Resultados Descriptivos Basados en ECM

Para comparar la habilidad predictiva de dos métodos nos centraremos en evaluar las diferencias en la raíz del Error Cuadrático Medio (ECM) para horizontes que van de uno a seis meses en adelante. El ECM de los errores de proyección se define como sigue

$$ECM(e) = E(e^2),$$

donde e denota el error de predicción definido como el valor efectivo de la inflación menos su valor proyectado.

En el cuadro 2 mostramos la raíz del ECM para la familia de modelos ESARIMA (panel superior), y para los *benchmark* tradicionales (panel inferior). Los resultados muestran que la familia ESARIMA ha sido sistemáticamente más precisa que prácticamente todos los *benchmarks* considerados. De hecho, la peor proyección de la familia ESARIMA es más precisa que la del mejor modelo tradicional en horizontes de hasta 5 meses. Para el sexto horizonte la peor proyección ESARIMA es marginalmente menos precisa que la mejor de los *benchmarks* tradicionales. Claramente la mejor de las proyecciones ESARIMA vence a la totalidad de los modelos tradicionales, en todos los horizontes.

Con respecto a la heterogeneidad al interior de ambas familias de modelos, se aprecia que la familia ESARIMA en general es más compacta en comparación a los *benchmarks* tradicionales para todos los horizontes considerados. En efecto, el rango de variación al interior de la familia de modelos ESARIMA es bastante inferior que el rango de variación de los *benchmarks* tradicionales.

Cabe destacar que los modelos que escogen rezagos de acuerdo al criterio de información *Bayesiano* entregan predicciones más precisas que aquellos en los que el orden de los rezagos se escoge de acuerdo al criterio de información de *Akaike*. En efecto, los modelos AR(p) y ARMA(p,q) en los cuales el orden p y q son escogidos por medio del criterio

Bayesiano presentan menor ECM que aquellos en los cuales estos órdenes son escogidos por el criterio de *Akaike* (filas 7, 8, 10 y 11 del panel inferior del cuadro 2). Este hallazgo es consistente con el hecho de que el criterio de información *Bayesiano* penaliza más los parámetros adicionales que el criterio de *Akaike*, y genera entonces proyecciones más parsimoniosas.

Con el objetivo de proveer una métrica de la mejora predictiva de la familia ESARIMA, en las tres últimas filas del cuadro 1 mostramos el promedio simple de la raíz del ECM para la familia ESARIMA, el promedio simple de la raíz del ECM para los 8 mejores *benchmarks* tradicionales y la razón entre ambos estadísticos (últimas filas del cuadro 2). Los resultados indican que las proyecciones derivadas de la familia ESARIMA han sido en promedio entre un 13% y 15% más precisas que las de los modelos tradicionales para todos los horizontes considerados.

Otro *benchmark* natural usado en la literatura son los provenientes de las encuestas de analistas. Por esta razón en el cuadro 3 comparamos la precisión promedio de nuestros modelos ESARIMA con la de la mediana de los analistas de la Encuesta de Expectativas Económicas (EEE).⁷ Se observa que en promedio las proyecciones de la EEE han sido más precisas que los *benchmarks* propuestos en horizontes de 1 mes. En tanto, en horizontes de 3 meses las proyecciones ESARIMA han sido iguales o más precisas en promedio que las de la EEE. Por último, en horizontes de 12 meses el resultado es mixto: mientras algunos de los nuevos *benchmarks* ganan a la EEE, otros pierden.

En resumen, los resultados entregados en esta sección indican que la familia ESARIMA entrega predicciones que superan en precisión a modelos univariados tradicionalmente

⁷ Los valores del ECM en este cuadro difiere en general con los reportados en el cuadro 2 debido a que la EEE se encuentra disponible para un período más restringido que la el considerado en este trabajo. (ver nota del cuadro 3 para más detalles de los períodos considerados)

utilizados por la literatura predictiva, y que compiten cercanamente con las proyecciones provenientes de la EEE a horizontes mayores o iguales a 3 meses. Aún cuando la evidencia provista es puramente descriptiva, la magnitud de las diferencias entre la familia ESARIMA y la de *benchmarks* tradicionales sugiere que al menos una parte de los modelos ESARIMA debería vencer en términos estadísticos a estos *benchmarks*. Esta cuestión será abordada formalmente en la siguiente sección.

V. Evaluación de Habilidad Predictiva

Para comparar la habilidad predictiva de dos métodos nos centraremos en el paradigma de evaluación propuesto por Giacomini y White (2006).

V.I Paradigma Condicional de Giacomini y White (2006)

Un método de proyección será mejor que otro en la medida que tenga menor ECM. Para evaluar estadísticamente las diferencias en ECM entre dos métodos, nos basaremos en el paradigma de evaluación de capacidad predictiva propuesto por Giacomini y White (2006). Si bien, en la práctica y bajos supuestos operacionales bien específicos, este paradigma se puede reducir a uno muy similar al propuesto por Diebold y Mariano (1995) y West (1996), las diferencias conceptuales son muy grandes. En efecto, los tests propuestos por Giacomini y White (2006) están orientados a evaluar un método de proyección y no un modelo de proyección. Esta diferencia, aunque sutil, es muy relevante en este trabajo porque las observaciones obtenidas son proyecciones de inflación que muchas veces provienen de modelos anidados. Si no nos concentráramos en las proyecciones propiamente tales y tuviéramos como objetivo último la evaluación de modelos, tendríamos que utilizar tests de acuerdo a Clark y West (2006, 2007) para los casos en que los modelos bajo comparación fueran anidados. Esto, pues el *test* de Giacomini y White (2006) sería inadecuado para tal objetivo.

La versión del *test* de Giacomini y White (2006) que usamos en este trabajo usa un estadístico originalmente atribuido a Diebold y Mariano (1995) y West (1996) con la siguiente consideración: no se realiza ninguna corrección asociada a incertidumbre paramétrica, ya que no se desea evaluar un modelo con parámetros poblacionales sino que un método de proyección. Formalmente se construye el siguiente estadístico siguiendo a Giacomini y White (2006):

$$t_{n(\tau)} = n(\tau) \frac{\overline{\Delta L_{n(\tau)}}}{\sigma_{n(\tau)} / \sqrt{n(\tau)}}$$

con

$$\overline{\Delta L_{n(\tau)}} = \frac{1}{n(\tau)} \sum_{t=1}^{n(\tau)} \Delta L_t$$

En que τ representa el horizonte de proyección, $n(\tau)$ representa el número de proyecciones que se tiene para ese determinado horizonte, ΔL representa la pérdida diferencial entre dos proyecciones y $\sigma_{n(\tau)}$ es un estimador de la varianza asintótica del numerador del estadístico $t_{n(\tau)}$ debidamente ponderado por la raíz cuadrada de $n(\tau)$. En el caso que $\tau=1$ la hipótesis nula en Giacomini y White (2006) implica una estructura de martingala en diferencias para la diferencia en ECM, lo cual permite no usar estimación HAC. No obstante, para horizontes de predicción mayores usamos estimación HAC de acuerdo a Newey y West (1987, 1994). Bajo la hipótesis nula de igualdad de habilidad predictiva, el estadístico $t_{n(\tau)}$ es asintóticamente normal.

V.II Resultados

Debido al gran número de modelos (8 modelos de la familia ESARIMA y 11 *benchmarks* tradicionales), y con el propósito de hacer más expedita la exposición, en el cuadro 4 mostramos los resultados del test de Giacomini-White aplicado únicamente a los modelos más y menos precisos de cada familia, así como al modelo que entrega la proyección

mediana⁸. Para cada celda del cuadro 4, un valor negativo del estadístico de Giacomini-White indica que el modelo en la fila correspondiente a esa celda tiene menor ECM que el modelo en la columna.

Una simple inspección del cuadro 4 permite apreciar que en prácticamente todos los casos los modelos ESARIMA tienen un menor ECM que los *benchmarks* tradicionales. Esto último se refleja en un valor negativo del estadístico de Giacomini-White. Más importante aún, el valor del estadístico en prácticamente todos los casos es menor que -1.28, lo cual indica que la diferencia es estadísticamente significativa al 90% de confianza en un test de una cola.

Es interesante notar que, para casi todos los horizontes considerados, las proyecciones provenientes del peor modelo ESARIMA son al menos tan precisas como aquellas del mejor modelo del grupo de *benchmarks* tradicionales. De hecho, en horizontes de uno y dos meses el peor modelo ESARIMA arroja predicciones que son estadísticamente más precisas que aquellas del mejor modelo tradicional. Consideramos que este resultado es relevante pues da cuenta de que para el período muestral considerado, sin importar como se hubiera escogido el modelo ESARIMA, éste siempre habría entregado proyecciones mejores que la de los *benchmarks* tradicionales.

Con respecto a la evidencia desagregada del *test* reportada en el apéndice A, nos gustaría resaltar que: (i) La supremacía de los modelos ESARIMA por sobre los *benchmarks* tradicionales es mayor para horizontes de 1 y 2 meses; (ii) A medida que el horizonte de predicción crece, ciertos modelos ESARIMA dejan de ser estadísticamente más precisos

⁸ Entendemos que una selección *a priori* de los modelos a evaluar podría afectar la normalidad asintótica del test. Nuestro objetivo es solo presentar estas tablas a modo de resumen y así ahorrar espacio. Los resultados del test para todas las combinaciones de los 19 modelos en cada uno de los seis horizontes se encuentran en el

(aunque en ningún caso pasan a ser estadísticamente menos precisos) que los *benchmarks* tradicionales; (iii) Al interior de las familias ESARIMA y de los *benchmarks* tradicionales, no existe un modelo que sea capaz de vencer a todo el resto de sus modelos “hermanos” en todos los horizontes considerados; (iv) Pese a esto último, existe un subgrupo de modelos ESARIMA que domina estadísticamente en precisión a todos los *benchmarks* tradicionales.⁹

Por último, en el cuadro 5 mostramos los resultados del test de Giacomini – White aplicado a la familia de modelos ESARIMA y la EEE. Los resultados de este cuadro indican que la EEE es significativamente más precisa que nuestros modelos ESARIMA a horizontes de 1 mes. Sin embargo, a horizontes de 3 meses las diferencias no son estadísticamente significativas, mientras que a horizontes de 12 meses, 4 de los 8 modelos ESARIMA considerados entregan proyecciones más precisas que la EEE.

V.III Estabilidad de los Resultados.

El período que consideramos en este trabajo para evaluar los distintos modelos supone un reto metodológico. Mientras en la primera mitad de la muestra la inflación se mantuvo relativamente estable en torno al 3%, a mediados del año 2007 ésta escaló de forma bastante persistente alcanzando niveles del 8% a fines de ese mismo año, manteniéndose en dicho nivel durante gran parte del 2008. Esta evolución dispar de la inflación podría hacer

apéndice A de este documento. En estas tablas no hay selección *a priori* de modelos y por lo tanto la normalidad asintótica del test de Giacomini y White es directa.

⁹ Detallamos en este pie de página los modelos en concreto:

- (1) $\pi_t - \pi_{t-1} = \varepsilon_t - \theta\varepsilon_{t-1} - \theta_E\varepsilon_{t-1}$
- (2) $\pi_t - \pi_{t-1} = \rho(\pi_{t-1} - \pi_{t-2}) + \varepsilon_t - \theta\varepsilon_{t-1} - \theta_E\varepsilon_{t-12}$
- (3) $\pi_t - \pi_{t-1} = \rho(\pi_{t-1} - \pi_{t-2}) + \varepsilon_t - \theta\varepsilon_{t-1} - \theta_E\varepsilon_{t-12} - \theta\theta_E\varepsilon_{t-13}$
- (4) $\pi_t - \pi_{t-1} = \delta + \varepsilon_t - \theta\varepsilon_{t-1} - \theta_E\varepsilon_{t-12}$
- (5) $\pi_t - \pi_{t-1} = \delta + \rho(\pi_{t-1} - \pi_{t-2}) + \varepsilon_t - \theta\varepsilon_{t-1} - \theta_E\varepsilon_{t-12} - \theta\theta_E\varepsilon_{t-13}$

difícil determinar cuál es el mejor modelo, si es que el desempeño de ellos no fuera estable a lo largo de toda la muestra.

Una forma sencilla de ilustrar la inestabilidad de las proyecciones de modelos rivales consiste en graficar el ECM de predicción en el tiempo calculando este estadístico para ventanas rodantes en el tiempo. En la figura 5 mostramos el resultado de este ejercicio para proyecciones a horizontes de un mes.¹⁰

Los resultados de este ejercicio dan cuenta de lo inestable que han resultado las proyecciones de inflación. En efecto, las proyecciones provenientes de los modelos ARIMA, ESARIMA, así como de la EEE presentan amplias oscilaciones en su grado de precisión durante el período muestral. Aparentemente la precisión de las proyecciones fue relativamente menor cuando la inflación escapó de su rango de tolerancia durante el año 2004 y durante los años 2007-2008.

Aún cuando la inestabilidad de las proyecciones presenta cierta correlación (ver figura 5), en algunos casos la precisión de los modelos cambia en distintos grados, lo cuál se refleja en cambios en los ordenamientos de capacidad predictiva. Con el objetivo de ilustrar este último punto, consideremos las proyecciones ESARIMA, para horizontes de un mes en adelante, de los siguientes dos modelos:

$$(1) \pi_t - \pi_{t-1} = \delta + \rho (\pi_{t-1} - \pi_{t-2}) + \varepsilon_t - \theta \varepsilon_{t-1} - \theta_E \varepsilon_{t-12} \quad [\text{panel (A) fig. 5 en rojo}]$$

$$(2) \pi_t - \pi_{t-1} = \rho (\pi_{t-1} - \pi_{t-2}) + \varepsilon_t - \theta \varepsilon_{t-1} - \theta_E \varepsilon_{t-12} \quad [\text{panel (A) fig. 5 en azul}]$$

El panel (A) de la figura 5 muestra que mientras el modelo (1) es el más impreciso en los dos primeros años de la muestra, a mediados del año 2007 pasa a ser el modelo que proporciona predicciones más precisas. Algo opuesto sucede con el modelo (2): pasa de ser

¹⁰ En la figura 5 consideramos ventanas rodantes de 22 meses. Este ancho de ventana es escogido siguiendo a Giacomini y Rossi (2008).

uno de los más precisos a inicios de la muestra a ser parte de los modelos más imprecisos al fin del período.

Deseamos destacar que mientras las proyecciones ESARIMA presentan inestabilidades especialmente al inicio y al final de la muestra, éstas parecen ser relativamente más acotadas que la de los modelos tradicionalmente usados como *benchmarks* (ver figura A1 en el apéndice). Esta mayor estabilidad se aprecia en todos los horizontes considerados.

Las proyecciones de inflación de los modelos ESARIMA son además más estables que las proyecciones de analistas de la EEE en horizontes largos. Tal como mostramos en el panel B de la figura 6, en horizontes de 12 meses y hacia el final de la muestra, la raíz del ECM de las proyecciones de analistas es casi el doble que en el peor modelo ESARIMA.

La inestabilidad de las predicciones sugiere que el criterio de ECM podría no ser muy útil para escoger un único modelo predictivo. Una regla alternativa para seleccionar modelos en ambientes inestables consiste en escoger al modelo que minimiza la pérdida máxima. Para realizar este ejercicio, utilizamos ventanas rodantes de 22 observaciones para definir en cada familia al modelo MINIMAX: esto es, al modelo que dentro de la familia específica considerada entregue el menor ECM entre el conjunto de los máximos ECM obtenidos en las ventanas rodantes. Para cada horizonte de predicción, el cuadro 6 muestra al modelo MINIMAX y al que minimiza el ECM tanto en la familia de modelos propuestos como en la tradicional. Constatamos que rara vez coinciden.

En el cuadro 7 mostramos las pérdidas y ganancias obtenidas al escoger un modelo según el criterio MINIMAX y no según el criterio del menor ECM. La tercera y cuarta columnas muestran el valor MINIMAX y el ECM del modelo escogido según la regla MINIMAX para cada uno de los 6 horizontes considerados. La quinta columna, en tanto, muestra la ganancia en puntos base que surge de seleccionar el modelo según la regla MINIMAX.

Esta ganancia es equivalente a la diferencia entre el ECM más alto del modelo MINIMAX y la máxima pérdida del modelo seleccionado según el criterio del mínimo ECM. La última columna en tanto muestra el ECM del período completo que se sacrifica al escoger un modelo según el criterio MINIMAX.

Los resultados del cuadro 7 muestran que las ganancias relativas de escoger de acuerdo al criterio MINIMAX aumentan con el horizonte de proyección, y que son mucho mas importantes en familias inestables que en familias estables.

Finalmente notamos también que las proyecciones ESARIMA son más estables, en términos del criterio MINIMAX, que las de la Encuestas de Expectativas Económicas a horizontes de 3 y 12 meses, pero menos estables en proyecciones a 1 mes. Esto se puede apreciar claramente en las Figuras 5-6.

VI Resumen y Conclusiones

El presente trabajo se motiva en la necesidad de contar con un *benchmark* preciso, simple y robusto para predecir inflación en Chile. Contar con un buen *benchmark* es relevante pues permite realizar una evaluación exigente de las proyecciones provenientes de nuevos modelos que van surgiendo en la literatura.

Nuestros resultados indican que una subfamilia de modelos ESARIMA genera proyecciones significativamente más precisas en promedio que la mayoría de los tradicionales modelos autorregresivos, caminos aleatorios y procesos ARIMA usados en la literatura. De hecho, en promedio, las proyecciones derivadas de la familia ESARIMA han sido entre un 13% y 15% más precisas que las de los *benchmarks* tradicionales.

La evolución dispar de la inflación en el período muestral hace difícil determinar cuál es el mejor modelo, pues es posible que el desempeño relativo de ellos no sea homogéneo a lo largo de toda la muestra. La exploración visual de nuestros resultados muestra que no es

difícil que un par de modelos alternen superioridad local en distintos períodos muestrales. En ambientes inestables esto es más frecuente y sugiere no considerar como criterio único de selección de modelos el Error Cuadrático Medio. En este sentido también proponemos un criterio MINIMAX que permita escoger al modelo que en las circunstancias más inestables entregue la más alta precisión.

Observamos también que la familia ESARIMA entrega proyecciones más estables que la familia de métodos univariados tradicionales para todos los horizontes bajo análisis. Las proyecciones ESARIMA también son más estables que las de la Encuestas de Expectativas Económicas a horizontes de 3 y 12 meses, pero menos estables en proyecciones a 1 mes.

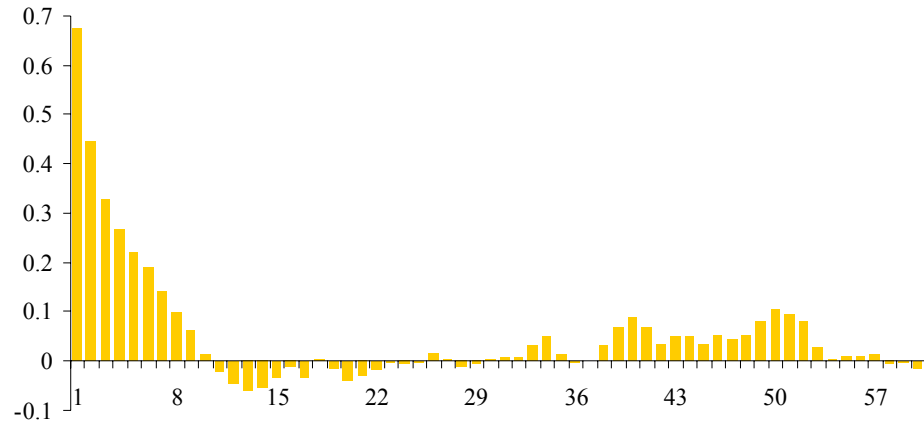
Si bien no ahondamos en las razones que se encuentran detrás de este más que satisfactorio comportamiento predictivo, asociamos este éxito a dos elementos: 1) la imposición de dos raíces unitarias en el nivel de precios, lo que si bien puede resultar un tanto extraño al economista no extensamente vinculado con la literatura predictiva, provee parsimonia en los modelos eliminando incertidumbre paramétrica y de esta manera entregando predicciones precisas. 2) La incorporación explícita de términos de medias móviles de orden 12 que permiten capturar adecuadamente la dinámica de shocks en el nivel de precios y no sólo en la inflación propiamente tal. El primer punto nos dice que la incorporación de una tendencia estocástica ha sido útil para proyectar la inflación en la última década. El segundo punto nos dice que elementos estacionales aún parecen estar presentes incluso al considerar la inflación en variación a 12 meses.

REFERENCIAS

- Ang, Bekaert y Wei (2005) "Do Macro Variables, Assets Markets or Surveys Forecast Inflation Better? NBER Working Paper No. 11538.
- Atkeson A. y Ohanian L.E. (2001), "Are Phillips Curves Useful for Forecasting Inflation?", *Federal Reserve Bank of Minneapolis Quarterly Review*, Vol. 25, No. 1, pp. 2-11
- Box G.E.P. y Jenkins, G.M. (1970) *Time Series Analysis: Forecasting and Control*. Holden-Day, San Francisco.
- Brockwell P.J. and R.A. Davis (1991) *Time Series: Theory and Methods*, second ed. Springer – Verlag, New York.
- Capistrán C. y C. Constandse (2008) "On the Use of Seasonal Models to Forecast Short-Run Inflation: Evidence from Mexico". Mimeo Banco de México.
- Clark, T. and K. West (2006). "Using Out-Of-Sample Mean Squared Prediction Errors to Test the Martingale Difference Hypothesis." *Journal of Econometrics* 135(1-2): 155-86.
- Clark T. and K. D. West (2007), "Approximately normal tests for equal predictive accuracy in nested models," *Journal of Econometrics* 138 (1): 291-311.
- Díaz J. y G. Leyva (2008) "Forecasting Chilean Inflation in Difficult Times". Documento de Trabajo N° 511, Banco Central de Chile.
- Diebold F. y R. Mariano (1995): "Comparing Predictive Accuracy," *Journal of Business and Economic Statistics* 13: 253-263.
- Elliot G. and Timmerman A. (2008), "Economic Forecasting", *Journal of Economic Literature*, Vol. 46, No. 1 (Mar. 2008), pp. 3-56
- Findley D, D. Martin and K.C Wills (2002) "Generalizations of the Box-Jenkins Airline Model" manuscript Census Bureau and Howard University.
- Ghyles E, D Osborn y P.M.M Rodrigues (2006) Forecasting Seasonal Time Series, en *Handbook of Economic Forecasting*, Volumen 1. G. Elliot, C Granger y A. Timmermann editors. Elsevier B.V.

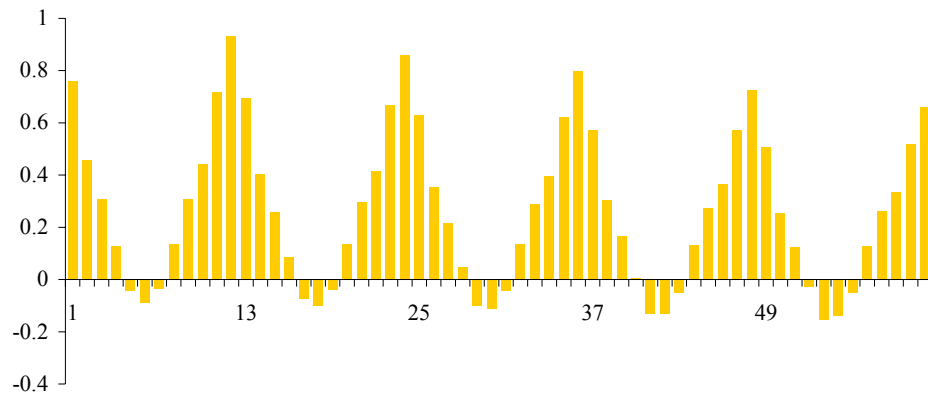
- Giacomini, R. y H. White (2006): "Tests of Conditional Predictive Ability," *Econometrica*. Vol 74 N° 6.
- Giacomini, R. y B. Rossi (2008): "Forecast Comparisons in Unstable Environments" Working Paper N° 08-04, Department of Economics, Duke University.
- Groen J, Kapetanios G. y S. Price (2009) "A real time evaluation of Bank of England forecasts of inflation and growth". *International Journal of Forecasting* 25 (2009) 74-80.
- Harvey A.C. (1993) Time Series Models. Harvester. Wheatsheaf.
- Jaramillo P. (2008) "Estimación de VAR Bayesianos para la Economía Chilena". Documento de Trabajo N° 508, Banco Central de Chile.
- McCracken M. & K. West (2002). Inference about predictive ability. In: M. Clements & D. Hendry (Eds.), *Companion to Economic Forecasting*. Oxford: Basil Blackwell, pp. 299-321.
- Newey, W. K. y K D West (1994). "Automatic Lag Selection in Covariance Matrix Estimation," *Review of Economic Studies* 61(4):631-53.
- Newey, W.K. y K.D. West (1987). "A Simple, Positive Semidefinite, Heteroskedasticity and Autocorrelation Consistent Covariance Matrix." *Econometrica* 55: 703-08.
- Stock J. H. y Watson M. W., (2008). "Phillips Curve Inflation Forecasts," NBER Working Papers 14322, National Bureau of Economic Research, Inc.
- Stock J. H. y Watson M. W., (2006). "Why Has U.S. Inflation Become Harder to Forecast?," NBER Working Papers 12324, National Bureau of Economic Research, Inc.
- Stock J. H. y Watson M. W., (2003), "Forecasting Output and Inflation: The Role of Asset Prices", *Journal of Economic Literature*, Vol. 41, No. 3 (Sep., 2003), pp. 788-829
- James H. Stock and Mark W. Watson, (1999), "Forecasting Inflation", *Journal of Monetary Economics*, Vol. 44 (1999), pp. 293-335
- West, K. (1996), "Asymptotic Inference about Predictive Ability," *Econometrica* 64:1067-1084.

FIGURA 1
Función de Autocorrelación
Proceso ARMA(1,2)



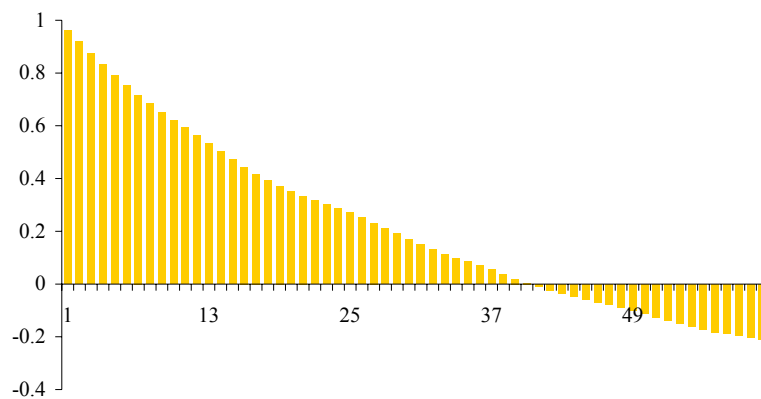
Nota: Serie simulada para 1000 observaciones considerando valores de 0.94 para el parámetro AR, y de 0.5 para cada uno de los dos parámetros de media móvil. El proceso no tiene constante y los errores son normales con media nula y desviación estándar igual a 3

FIGURA 2
Función de Autocorrelación
Proceso SARIMA(1,0,1)x(1,0,1)



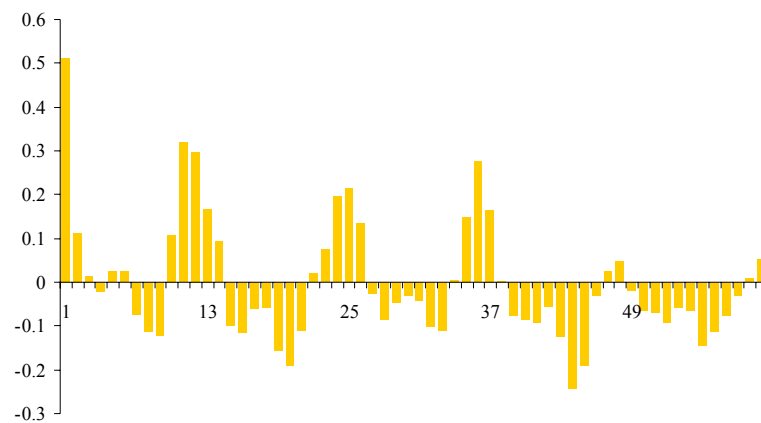
Nota: Serie simulada para 1000 observaciones considerando valores de 0.6 para el parámetro AR, y de 0.5 para el parámetro de media móvil. Se considera un comportamiento estacional cada 12 meses, donde el parámetro estacional es igual a 0.95. El proceso no tiene constante y los errores son normales con media nula y desviación estándar igual a 3.

FIGURA 3
Función de Autocorrelación
Logaritmo Natural IPC



Nota: El período considerado comprende desde enero del 2000 hasta diciembre del 2008.

FIGURA 4
Función de Autocorrelación
Inflación Mensual IPC



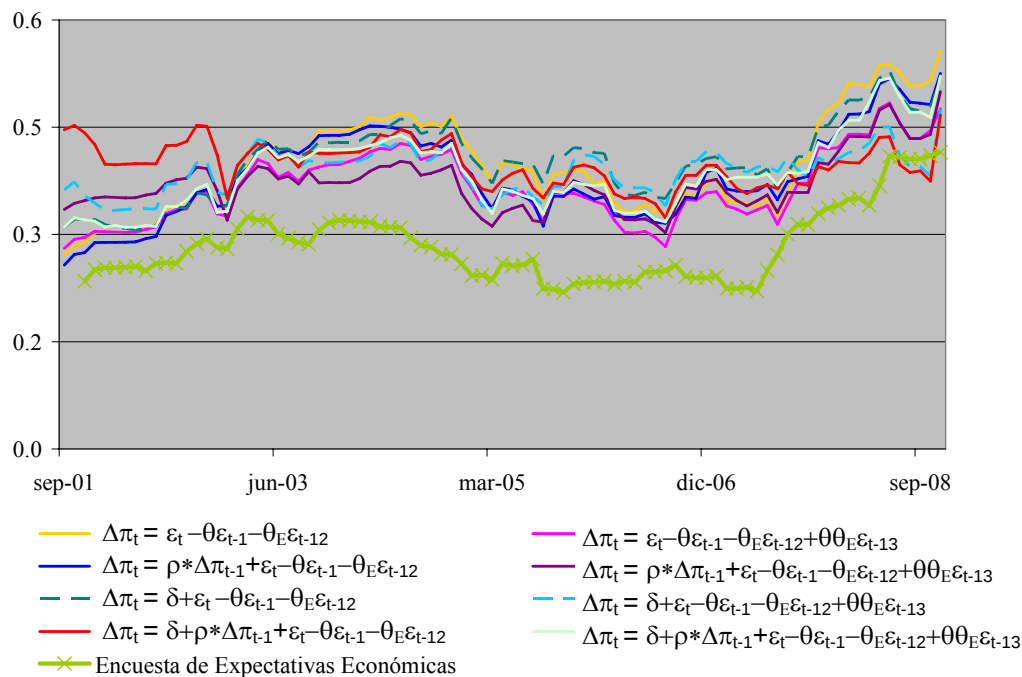
Nota: El período considerado comprende desde enero del 2000 hasta diciembre del 2008.

FIGURA 5

Ventanas Rodantes en RECM para Proyecciones 1 Mes en Adelante

Inflación en Chile Septiembre 2001 – Noviembre 2008

(A) Diversas Especificaciones ESARIMA y EEE



(B) Benchmarks Tradicionales

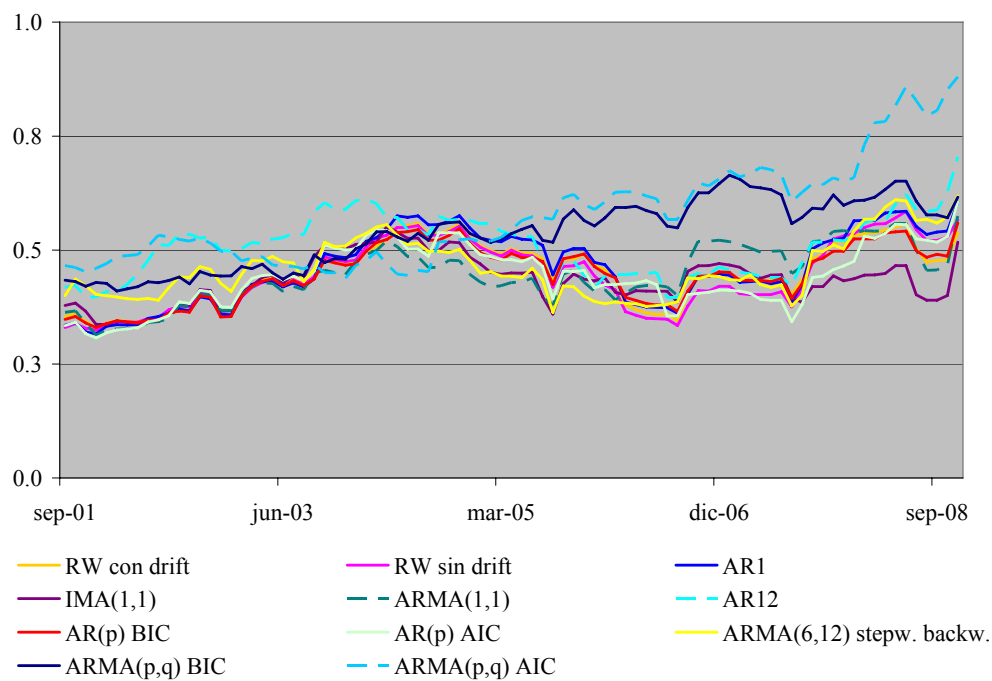
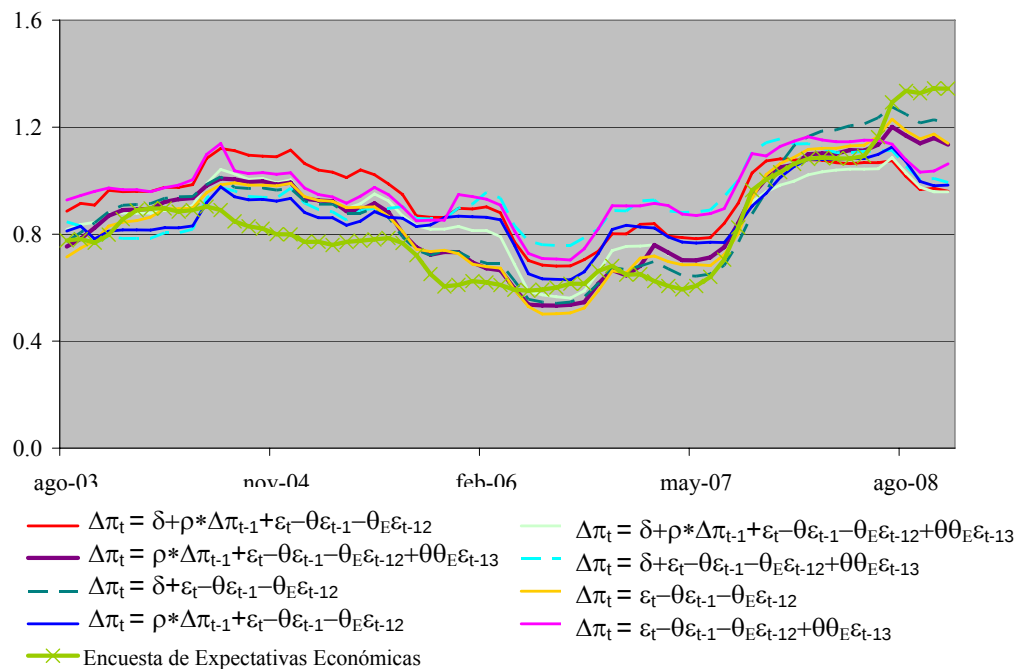


FIGURA 6

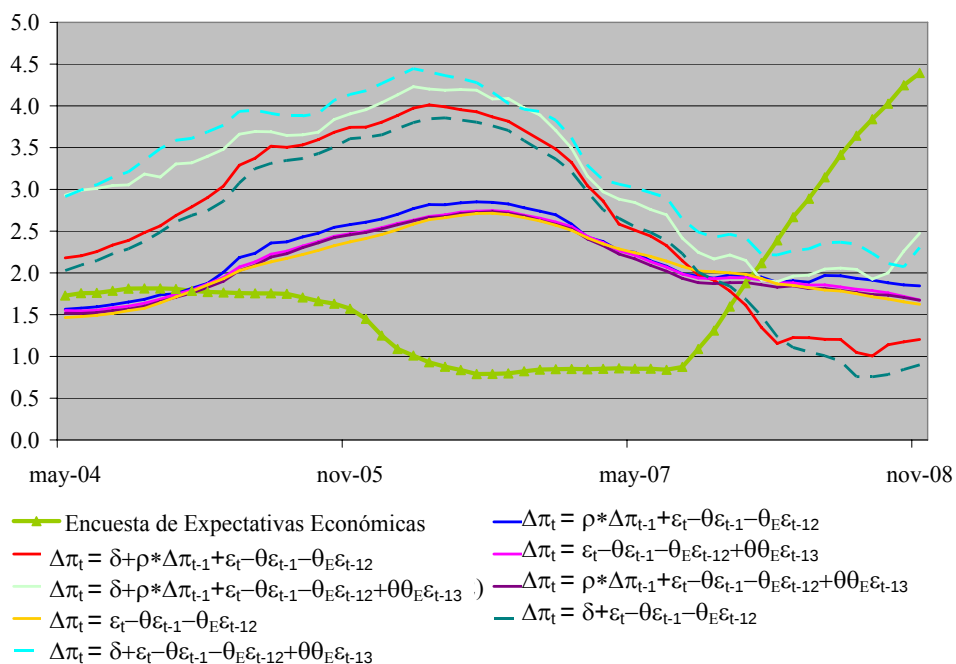
Ventanas Rodantes en Raíz del Error Cuadrático Medio de Diversas Especificaciones

ESARIMA y de la Encuesta de Expectativas Económicas

(A) Proyección de Inflación 3 meses hacia adelante



(B) Proyección de Inflación 12 meses hacia adelante



CUADRO 1
Test de Raíz Unitaria
Logaritmo del IPC

	Ln IPC	D.Ln IPC
Augmented Dickey - Fuller	-1.884	-5.612 ***
Phillips - Perron (Z_t)	0.423	-4.291 ***
DF - GLS	-2.000	-4.667 ***

Nota: Todos los tests tienen como hipótesis nula que la serie en cuestión es no estacionaria. * significativo al 10%; ** significativo al 5%; *** significativo al 1%

CUADRO 2
Raíz el Error Cuadrático Medio, Diversas Especificaciones ESARIMA y ARIMA
Inflación en Chile Enero 2000 – Noviembre 2008

Benchmarks Propuestos						
	1 mes	2 meses	3 meses	4 meses	5 meses	6 meses
$(\pi_t - \pi_{t-1}) = \varepsilon_t - \theta \varepsilon_{t-1} - \theta_E \varepsilon_{t-12}$	0.38	0.65	0.84	1.04	1.24	1.49
$(\pi_t - \pi_{t-1}) = \varepsilon_t - \theta \varepsilon_{t-1} - \theta_E \varepsilon_{t-12} + \theta \theta_E \varepsilon_{t-13}$	0.41	0.65	0.84	1.02	1.19	1.39
$(\pi_t - \pi_{t-1}) = \delta + \varepsilon_t - \theta \varepsilon_{t-1} - \theta_E \varepsilon_{t-12}$	0.41	0.69	0.88	1.10	1.31	1.55
$(\pi_t - \pi_{t-1}) = \delta + \varepsilon_t - \theta \varepsilon_{t-1} - \theta_E \varepsilon_{t-12} + \theta \theta_E \varepsilon_{t-13}$	0.41	0.66	0.83	1.00	1.16	1.34
$(\pi_t - \pi_{t-1}) = \rho * (\pi_{t-1} - \pi_{t-2}) + \varepsilon_t - \theta \varepsilon_{t-1} - \theta_E \varepsilon_{t-12}$	0.39	0.63	0.82	1.00	1.20	1.38
$(\pi_t - \pi_{t-1}) = \rho * (\pi_{t-1} - \pi_{t-2}) + \varepsilon_t - \theta \varepsilon_{t-1} - \theta_E \varepsilon_{t-12} + \theta \theta_E \varepsilon_{t-13}$	0.40	0.66	0.83	1.00	1.18	1.38
$(\pi_t - \pi_{t-1}) = \delta + \rho * (\pi_{t-1} - \pi_{t-2}) + \varepsilon_t - \theta \varepsilon_{t-1} - \theta_E \varepsilon_{t-12}$	0.42	0.70	0.91	1.13	1.35	1.57
$(\pi_t - \pi_{t-1}) = \delta + \rho * (\pi_{t-1} - \pi_{t-2}) + \varepsilon_t - \theta \varepsilon_{t-1} - \theta_E \varepsilon_{t-12} + \theta \theta_E \varepsilon_{t-13}$	0.40	0.66	0.83	1.00	1.17	1.35
Benchmarks tradicionales						
RW sin drift	0.46	0.74	0.95	1.16	1.36	1.56
RW con drift	0.46	0.75	0.96	1.17	1.37	1.58
AR1	0.48	0.79	1.02	1.25	1.48	1.68
IMA(1,1)	0.45	0.75	0.95	1.16	1.36	1.57
ARMA(1,1)	0.47	0.81	1.05	1.26	1.45	1.62
AR12	0.54	1.01	1.38	1.78	2.23	2.71
AR(p) BIC	0.46	0.74	0.96	1.16	1.36	1.54
AR(p) AIC	0.47	0.81	1.06	1.32	1.57	1.78
ARMA(6,12) stepwise backward	0.48	0.82	1.12	1.37	1.55	1.80
ARMA(p,q) BIC	0.55	0.98	1.30	1.62	1.93	2.30
ARMA(p,q) AIC	0.63	1.14	1.52	1.97	2.43	2.96
(a) Promedio Benchmarks Propuestos:	0.402	0.662	0.848	1.036	1.225	1.431
(b) Promedio Benchmarks Tradicionales:	0.473	0.776	1.009	1.232	1.438	1.644
Razón RECM (a) / (b)	0.85	0.85	0.84	0.84	0.85	0.87

CUADRO 3

Raíz del Error Cuadrático Medio de Diversas Especificaciones ESARIMA y de la Encuesta de Expectativas Económicas

Benchmarks Propuestos	1 mes	2 meses	12 meses
$(\pi_t - \pi_{t-1}) = \varepsilon_t - \theta \varepsilon_{t-1} - \theta_E \varepsilon_{t-12} + \theta \theta_E \varepsilon_{t-13}$	0.41	0.92	2.02
$(\pi_t - \pi_{t-1}) = \varepsilon_t - \theta \varepsilon_{t-1} - \theta_E \varepsilon_{t-12}$	0.38	0.91	1.97
$(\pi_t - \pi_{t-1}) = \delta + \varepsilon_t - \theta \varepsilon_{t-1} - \theta_E \varepsilon_{t-12} + \theta \theta_E \varepsilon_{t-13}$	0.40	0.92	3.23
$(\pi_t - \pi_{t-1}) = \delta + \varepsilon_t - \theta \varepsilon_{t-1} - \theta_E \varepsilon_{t-12}$	0.41	0.87	2.49
$(\pi_t - \pi_{t-1}) = \rho * (\pi_{t-1} - \pi_{t-2}) + \varepsilon_t - \theta \varepsilon_{t-1} - \theta_E \varepsilon_{t-12} + \theta \theta_E \varepsilon_{t-13}$	0.39	0.89	1.99
$(\pi_t - \pi_{t-1}) = \rho * (\pi_{t-1} - \pi_{t-2}) + \varepsilon_t - \theta \varepsilon_{t-1} - \theta_E \varepsilon_{t-12}$	0.40	0.89	2.10
$(\pi_t - \pi_{t-1}) = \delta + \rho * (\pi_{t-1} - \pi_{t-2}) + \varepsilon_t - \theta \varepsilon_{t-1} - \theta_E \varepsilon_{t-12} + \theta \theta_E \varepsilon_{t-13}$	0.42	0.93	3.13
$(\pi_t - \pi_{t-1}) = \delta + \rho * (\pi_{t-1} - \pi_{t-2}) + \varepsilon_t - \theta \varepsilon_{t-1} - \theta_E \varepsilon_{t-12}$	0.40	0.87	2.61
Benchmarks tradicionales			
Encuesta de Expectativas	0.30	0.93	2.61

Nota: Las proyecciones consideran distintos períodos dependiendo del horizonte: 1 mes: Febrero 2000-Noviembre 2008; 3 meses: Noviembre 2001-Noviembre 2008; 12 meses: Agosto 2002-Noviembre 2008

CUADRO 4

Test de Giacomini - White para Diversas Especificaciones ARIMA y ESARIMA

Inflación en Chile Enero 2000 – Noviembre 2008

Proyección 1 Mes en Adelante

		Benchmark Tradicional		
		Mejor	Mediana	Peor
SARIMA	Mejor	-2.84	-3.65	-6.10
	Mediana	-2.63	-3.21	-5.73
	Peor	-1.46	-2.01	-5.36

Proyección 2 Meses en Adelante

		Benchmark Tradicional		
		Mejor	Mediana	Peor
SARIMA	Mejor	-3.05	-3.50	-5.34
	Mediana	-2.78	-3.11	-5.08
	Peor	-1.61	-1.54	-4.21

Proyección 3 Meses en Adelante

		Benchmark Tradicional		
		Mejor	Mediana	Peor
SARIMA	Mejor	-2.94	-2.90	-4.56
	Mediana	-2.95	-2.66	-4.39
	Peor	-1.09	-1.04	-3.69

Proyección 4 Meses en Adelante

		Benchmark Tradicional		
		Mejor	Mediana	Peor
SARIMA	Mejor	-2.93	-2.73	-3.72
	Mediana	-3.23	-3.21	-3.76
	Peor	-0.70	-1.08	-3.20

Proyección 5 Meses en Adelante

		Benchmark Tradicional		
		Mejor	Mediana	Peor
SARIMA	Mejor	-2.94	-3.65	-3.60
	Mediana	-3.63	-3.95	-3.61
	Peor	-0.18	-0.76	-3.09

Proyección 6 Meses en Adelante

		Benchmark Tradicional		
		Mejor	Mediana	Peor
SARIMA	Mejor	-2.88	-3.95	-3.43
	Mediana	-3.34	-4.05	-3.41
	Peor	0.10	-0.56	-3.00

Notas:

- (i) Valor negativo del estadístico indica que el modelo “fila” tiene menor ECM que el modelo “columna”
- (ii) Un valor inferior a -1.28 en el t-statistic indica que el *benchmark* propuesto le gana al *benchmark* tradicional con al menos un 90% de confianza en tests de una sola cola

CUADRO 5

Test de Giacomini - White para Diversas Especificaciones ESARIMA y la EEE
Inflación en Chile Enero 2000 – Noviembre 2008

	1 mes	2 meses	12 meses
$(\pi_t - \pi_{t-1}) = \varepsilon_t - \theta \varepsilon_{t-1} - \theta_E \varepsilon_{t-12} + \theta \theta_E \varepsilon_{t-13}$	3.41	-0.34	-1.92
$(\pi_t - \pi_{t-1}) = \varepsilon_t - \theta \varepsilon_{t-1} - \theta_E \varepsilon_{t-12}$	4.49	-0.21	-2.03
$(\pi_t - \pi_{t-1}) = \delta + \varepsilon_t - \theta \varepsilon_{t-1} - \theta_E \varepsilon_{t-12} + \theta \theta_E \varepsilon_{t-13}$	3.22	-0.17	1.83
$(\pi_t - \pi_{t-1}) = \delta + \varepsilon_t - \theta \varepsilon_{t-1} - \theta_E \varepsilon_{t-12}$	4.67	-0.60	-0.37
$(\pi_t - \pi_{t-1}) = \rho * (\pi_{t-1} - \pi_{t-2}) + \varepsilon_t - \theta \varepsilon_{t-1} - \theta_E \varepsilon_{t-12} + \theta \theta_E \varepsilon_{t-13}$	3.92	-0.61	-2.00
$(\pi_t - \pi_{t-1}) = \rho * (\pi_{t-1} - \pi_{t-2}) + \varepsilon_t - \theta \varepsilon_{t-1} - \theta_E \varepsilon_{t-12}$	4.05	-0.60	-1.68
$(\pi_t - \pi_{t-1}) = \delta + \rho * (\pi_{t-1} - \pi_{t-2}) + \varepsilon_t - \theta \varepsilon_{t-1} - \theta_E \varepsilon_{t-12} + \theta \theta_E \varepsilon_{t-13}$	3.47	-0.05	1.57
$(\pi_t - \pi_{t-1}) = \delta + \rho * (\pi_{t-1} - \pi_{t-2}) + \varepsilon_t - \theta \varepsilon_{t-1} - \theta_E \varepsilon_{t-12}$	3.82	-0.67	-0.01

Notas:

(i) Valores negativos de los estadísticos favorecen a los modelos ESARIMA propuestos.

(ii) Un valor superior a 1.28 en el t-statistic implica que la nula de igualdad de capacidad predictiva se rechaza a favor del modelo ESARIMA con un nivel de confianza superior o igual al 90%.

CUADRO 6

Mejores Modelos Bajo Criterios Min(Max(ECM)) y Min(ECM)

Horizontes de 1 a 6 Meses en Adelante

	Mejor Modelo según criterio MINIMAX	Mejor Modelo según criterio MIN-ECM
Horizonte	Benchmark Propuesto	
1M	$\Delta\pi_t = \delta + \rho^*\Delta\pi_{t-1} + \varepsilon_t - \theta\varepsilon_{t-1} - \theta_E\varepsilon_{t-12} - \theta\theta_E\varepsilon_{t-13}$	$\Delta\pi_t = \varepsilon_t - \theta\varepsilon_{t-1} - \theta_E\varepsilon_{t-12} - \theta\theta_E\varepsilon_{t-13}$
2M	$\Delta\pi_t = \delta + \rho^*\Delta\pi_{t-1} + \varepsilon_t - \theta\varepsilon_{t-1} - \theta_E\varepsilon_{t-12} - \theta\theta_E\varepsilon_{t-13}$	$\Delta\pi_t = \rho^*\Delta\pi_{t-1} + \varepsilon_t - \theta\varepsilon_{t-1} - \theta_E\varepsilon_{t-12} - \theta\theta_E\varepsilon_{t-13}$
3M	$\Delta\pi_t = \delta + \rho^*\Delta\pi_{t-1} + \varepsilon_t - \theta\varepsilon_{t-1} - \theta_E\varepsilon_{t-12}$	$\Delta\pi_t = \rho^*\Delta\pi_{t-1} + \varepsilon_t - \theta\varepsilon_{t-1} - \theta_E\varepsilon_{t-12}$
4M	$\Delta\pi_t = \delta + \rho^*\Delta\pi_{t-1} + \varepsilon_t - \theta\varepsilon_{t-1} - \theta_E\varepsilon_{t-12}$	$\Delta\pi_t = \delta + \varepsilon_t - \theta\varepsilon_{t-1} - \theta_E\varepsilon_{t-12}$
5M	$\Delta\pi_t = \delta + \rho^*\Delta\pi_{t-1} + \varepsilon_t - \theta\varepsilon_{t-1} - \theta_E\varepsilon_{t-12}$	$\Delta\pi_t = \delta + \varepsilon_t - \theta\varepsilon_{t-1} - \theta_E\varepsilon_{t-12}$
6M	$\Delta\pi_t = \delta + \rho^*\Delta\pi_{t-1} + \varepsilon_t - \theta\varepsilon_{t-1} - \theta_E\varepsilon_{t-12}$	$\Delta\pi_t = \delta + \varepsilon_t - \theta\varepsilon_{t-1} - \theta_E\varepsilon_{t-12}$
	Benchmarks Tradicionales	
1M	IMA(1,1)	IMA(1,1)
2M	IMA(1,1)	RW
3M	IMA(1,1)	IMA(1,1)
4M	IMA(1,1)	RW
5M	IMA(1,1)	RW
6M	IMA(1,1)	AR(p) BIC

CUADRO 7

Ganancias y Pérdidas de Criterio Min(Max(ECM)) versus Min(ECM)

Horizontes de 1 a 6 Meses en Adelante

	Mejor Modelo según criterio MINIMAX	Valor	ECM	Ganancias	Pérdida
Horizonte	Benchmark Propuesto	MINIMAX		MINIMAX (pb)	MINIMAX (pb)
1 Mes	$\Delta\pi_t = \delta + \rho^*\Delta\pi_{t-1} + \varepsilon_t - \theta\varepsilon_{t-1} - \theta_E\varepsilon_{t-12} - \theta\theta_E\varepsilon_{t-13}$	0.22	0.18	1.73	4.57
2 Meses	$\Delta\pi_t = \delta + \rho^*\Delta\pi_{t-1} + \varepsilon_t - \theta\varepsilon_{t-1} - \theta_E\varepsilon_{t-12} - \theta\theta_E\varepsilon_{t-13}$	0.72	0.48	5.78	4.75
3 Meses	$\Delta\pi_t = \delta + \rho^*\Delta\pi_{t-1} + \varepsilon_t - \theta\varepsilon_{t-1} - \theta_E\varepsilon_{t-12}$	1.18	0.69	11.49	0.69
4 Meses	$\Delta\pi_t = \delta + \rho^*\Delta\pi_{t-1} + \varepsilon_t - \theta\varepsilon_{t-1} - \theta_E\varepsilon_{t-12}$	1.84	0.99	4.49	0.10
5 Meses	$\Delta\pi_t = \delta + \rho^*\Delta\pi_{t-1} + \varepsilon_t - \theta\varepsilon_{t-1} - \theta_E\varepsilon_{t-12}$	2.71	1.37	2.79	0.89
6 Meses	$\Delta\pi_t = \delta + \rho^*\Delta\pi_{t-1} + \varepsilon_t - \theta\varepsilon_{t-1} - \theta_E\varepsilon_{t-12}$	3.42	1.83	3.49	0.89
	Benchmarks Tradicionales				
1 Mes	IMA(1,1)	0.30	0.21	0.00	0.00
2 Meses	IMA(1,1)	0.93	0.56	7.22	0.73
3 Meses	IMA(1,1)	1.56	0.91	0.00	0.00
4 Meses	IMA(1,1)	2.59	1.35	16.06	0.23
5 Meses	IMA(1,1)	3.71	1.86	18.02	0.53
6 Meses	IMA(1,1)	4.96	2.48	10.61	0.00

Tabla A1
Test de Giacomini y White para Diversas Especificaciones ESARIMA y ARIMA
Inflación en Chile Enero 2000 – Noviembre 2008
Proyecciones 1 Mes en Adelante

		2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19
$(\pi_t - \pi_{t-1}) = \varepsilon_t - \theta \varepsilon_{t-1} - \theta_E \varepsilon_{t-12}$	1	2.83	1.26	1.40	-0.07	0.31	-0.26	0.66	-2.29	-2.46	-2.53	-1.46	-1.92	-4.16	-2.21	-2.11	-2.65	-4.32	-5.36
$(\pi_t - \pi_{t-1}) = \varepsilon_t - \theta \varepsilon_{t-1} - \theta_E \varepsilon_{t-12} + \theta \theta_E \varepsilon_{t-13}$	2	-	-1.88	-0.97	-3.09	-1.47	-1.82	-1.71	-3.96	-4.26	-3.49	-2.84	-3.18	-4.99	-3.57	-3.11	-3.70	-5.55	-6.10
$(\pi_t - \pi_{t-1}) = \rho * (\pi_{t-1} - \pi_{t-2}) + \varepsilon_t - \theta \varepsilon_{t-1} - \theta_E \varepsilon_{t-12}$	3	-	-	0.68	-1.22	-0.39	-0.90	-0.35	-2.63	-2.65	-2.67	-1.97	-2.26	-4.50	-2.58	-2.40	-2.84	-4.73	-5.71
$(\pi_t - \pi_{t-1}) = \rho * (\pi_{t-1} - \pi_{t-2}) + \varepsilon_t - \theta \varepsilon_{t-1} - \theta_E \varepsilon_{t-12} + \theta \theta_E \varepsilon_{t-13}$	4	-	-	-	-1.59	-1.09	-1.96	-0.93	-3.09	-2.90	-2.99	-2.62	-2.94	-4.73	-3.06	-2.64	-3.15	-5.16	-5.80
$(\pi_t - \pi_{t-1}) = \delta + \varepsilon_t - \theta \varepsilon_{t-1} - \theta_E \varepsilon_{t-12}$	5	-	-	-	-	0.41	-0.25	0.99	-2.55	-2.36	-2.57	-1.44	-1.86	-3.77	-2.36	-1.81	-2.63	-4.19	-5.14
$(\pi_t - \pi_{t-1}) = \delta + \varepsilon_t - \theta \varepsilon_{t-1} - \theta_E \varepsilon_{t-12} + \theta \theta_E \varepsilon_{t-13}$	6	-	-	-	-	-	-1.04	0.26	-2.59	-2.05	-2.61	-2.22	-2.46	-3.96	-2.65	-1.99	-2.57	-4.25	-4.91
$(\pi_t - \pi_{t-1}) = \delta + \rho * (\pi_{t-1} - \pi_{t-2}) + \varepsilon_t - \theta \varepsilon_{t-1} - \theta_E \varepsilon_{t-12}$	7	-	-	-	-	-	-	0.90	-1.65	-1.32	-1.94	-1.43	-1.73	-3.42	-1.72	-1.42	-2.04	-3.76	-4.49
$(\pi_t - \pi_{t-1}) = \delta + \rho * (\pi_{t-1} - \pi_{t-2}) + \varepsilon_t - \theta \varepsilon_{t-1} - \theta_E \varepsilon_{t-12} + \theta \theta_E \varepsilon_{t-13}$	8	-	-	-	-	-	-	-	-2.65	-2.33	-2.69	-1.94	-2.21	-4.04	-2.65	-2.11	-2.78	-4.46	-5.24
$\pi_t = \pi_{t-1} + \varepsilon_t$ (RW con drift)	9	-	-	-	-	-	-	-	-	0.41	-1.41	0.28	-0.40	-2.60	-0.18	-0.26	-1.04	-2.81	-3.94
$\pi_t = \delta + \pi_{t-1} + \varepsilon_t$ (RW sin drift)	10	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-1.34	0.09	-0.50	-2.85	-0.38	-0.43	-1.23	-2.92	-4.22
$\pi_t = \alpha + \beta * \pi_{t-1} + \varepsilon_t$ (AR(1))	11	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	0.94	0.39	-1.98	1.62	0.47	-0.27	-2.09	-3.32
$(\pi_t - \pi_{t-1}) = \alpha + \varepsilon_t - \theta \varepsilon_{t-1}$ (IMA(1,1))	12	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-0.99	-3.05	-0.36	-0.49	-1.08	-3.30	-4.12
$\pi_t = \alpha + \beta * \pi_{t-1} + \varepsilon_t - \theta \varepsilon_{t-1}$ (ARMA(1,1))	13	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-2.72	0.35	0.10	-0.56	-3.10	-4.06
$\pi_t = \alpha + \beta_1 * \pi_{t-1} + \beta_2 * \pi_{t-2} + \dots + \beta_{12} * \pi_{t-12} + \varepsilon_t$ (AR(12))	14	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	2.59	3.36	1.86	-0.23	-2.69
$\pi_t = \alpha + \beta_1 * \pi_{t-1} + \beta_2 * \pi_{t-2} + \dots + \beta_p * \pi_{t-p} + \varepsilon_t$ (AR(p) BIC)	15	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-0.20	-1.04	-2.83	-3.82
$\pi_t = \alpha + \beta_1 * \pi_{t-1} + \beta_2 * \pi_{t-2} + \dots + \beta_p * \pi_{t-p} + \varepsilon_t$ (AR(p) AIC)	16	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-0.74	-2.83	-4.42
ARMA(6,12) stepwise backward	17	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-1.86	-3.32
ARMA(p,q) BIC	18	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-2.56
ARMA(p,q) AIC	19	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-

Notas:

(i) Valor negativo del estadístico indica que el modelo “fila” tiene menor ECM que el modelo “columna”

(ii) Valores menores que -1.28 indican que el benchmark propuesto le gana al benchmark tradicional con al menos un 90% de confianza en test de una sola cola

Tabla A2
Test de Giacomini y White para Diversas Especificaciones ARIMA y ESARIMA
Inflación en Chile Enero 2000 – Noviembre 2008
Proyecciones 2 Mes en Adelante

		2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19
$(\pi_t - \pi_{t-1}) = \varepsilon_t - \theta \varepsilon_{t-1} - \theta_E \varepsilon_{t-12}$	1	0.42	-0.15	0.93	-0.41	-0.87	-1.09	-0.26	-2.45	-2.67	-2.64	-2.19	-3.11	-5.18	-2.36	-3.12	-3.24	-4.84	-5.18
$(\pi_t - \pi_{t-1}) = \varepsilon_t - \theta \varepsilon_{t-1} - \theta_E \varepsilon_{t-12} + \theta \theta_E \varepsilon_{t-13}$	2	-	-0.48	1.11	-0.70	-1.22	-1.47	-0.56	-2.94	-3.11	-2.86	-2.75	-3.37	-5.41	-2.78	-3.12	-3.48	-5.03	-5.29
$(\pi_t - \pi_{t-1}) = \rho * (\pi_{t-1} - \pi_{t-2}) + \varepsilon_t - \theta \varepsilon_{t-1} - \theta_E \varepsilon_{t-12}$	3	-	-	1.14	-0.22	-0.82	-1.08	-0.19	-2.04	-2.04	-2.26	-1.99	-2.69	-5.03	-1.98	-2.75	-2.88	-4.71	-5.21
$(\pi_t - \pi_{t-1}) = \rho * (\pi_{t-1} - \pi_{t-2}) + \varepsilon_t - \theta \varepsilon_{t-1} - \theta_E \varepsilon_{t-12} + \theta \theta_E \varepsilon_{t-13}$	4	-	-	-	-1.19	-1.72	-2.07	-1.23	-3.07	-3.04	-2.99	-3.05	-3.44	-5.43	-3.00	-3.22	-3.59	-5.11	-5.34
$(\pi_t - \pi_{t-1}) = \delta + \varepsilon_t - \theta \varepsilon_{t-1} - \theta_E \varepsilon_{t-12}$	5	-	-	-	-	-0.79	-1.05	0.11	-2.48	-2.12	-2.47	-2.22	-2.79	-4.52	-2.23	-2.55	-2.93	-4.54	-4.87
$(\pi_t - \pi_{t-1}) = \delta + \varepsilon_t - \theta \varepsilon_{t-1} - \theta_E \varepsilon_{t-12} + \theta \theta_E \varepsilon_{t-13}$	6	-	-	-	-	-	-0.73	0.98	-1.79	-1.36	-2.07	-1.87	-2.28	-4.08	-1.64	-1.99	-2.38	-3.69	-4.33
$(\pi_t - \pi_{t-1}) = \delta + \rho * (\pi_{t-1} - \pi_{t-2}) + \varepsilon_t - \theta \varepsilon_{t-1} - \theta_E \varepsilon_{t-12}$	7	-	-	-	-	-	-	1.35	-1.44	-1.08	-1.87	-1.61	-2.10	-4.01	-1.33	-1.84	-2.21	-3.59	-4.21
$(\pi_t - \pi_{t-1}) = \delta + \rho * (\pi_{t-1} - \pi_{t-2}) + \varepsilon_t - \theta \varepsilon_{t-1} - \theta_E \varepsilon_{t-12} + \theta \theta_E \varepsilon_{t-13}$	8	-	-	-	-	-	-	-	-2.18	-1.90	-2.32	-2.13	-2.61	-4.51	-2.03	-2.46	-2.78	-4.34	-4.83
$\pi_t = \pi_{t-1} + \varepsilon_t$ (RW con drift)	9	-	-	-	-	-	-	-	-	0.43	-1.57	-0.02	-1.85	-3.72	0.22	-1.33	-1.69	-3.38	-3.90
$\pi_t = \delta + \pi_{t-1} + \varepsilon_t$ (RW sin drift)	10	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-1.65	-0.23	-2.37	-4.30	-0.19	-1.72	-1.98	-3.73	-4.19
$\pi_t = \alpha + \beta * \pi_{t-1} + \varepsilon_t$ (AR(1))	11	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	1.06	-0.88	-3.22	1.80	-0.61	-0.85	-2.67	-3.43
$(\pi_t - \pi_{t-1}) = \alpha + \varepsilon_t - \theta \varepsilon_{t-1}$ (IMA(1,1))	12	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-1.71	-3.68	0.13	-1.21	-1.63	-3.29	-3.87
$\pi_t = \alpha + \beta * \pi_{t-1} + \varepsilon_t - \theta \varepsilon_{t-1}$ (ARMA(1,1))	13	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-3.38	2.07	-0.16	-0.38	-2.78	-3.50
$\pi_t = \alpha + \beta_1 * \pi_{t-1} + \beta_2 * \pi_{t-2} + \dots + \beta_{12} * \pi_{t-12} + \varepsilon_t$ (AR(12))	14	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	3.79	3.86	3.09	0.99	-1.57
$\pi_t = \alpha + \beta_1 * \pi_{t-1} + \beta_2 * \pi_{t-2} + \dots + \beta_p * \pi_{t-p} + \varepsilon_t$ (AR(p) BIC)	15	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-1.45	-1.90	-3.55	-3.93
$\pi_t = \alpha + \beta_1 * \pi_{t-1} + \beta_2 * \pi_{t-2} + \dots + \beta_p * \pi_{t-p} + \varepsilon_t$ (AR(p) AIC)	16	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-0.15	-2.51	-3.97
ARMA(6,12) stepwise backward	17	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-2.37	-3.40
ARMA(p,q) BIC	18	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-2.49
ARMA(p,q) AIC	19	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-

Notas:

(i) Valor negativo del estadístico indica que el modelo “fila” tiene menor ECM que el modelo “columna”

(ii) Valores menores que -1.28 indican que el benchmark propuesto le gana al benchmark tradicional con al menos un 90% de confianza en test de una sola cola.

Tabla A3
Test de Giacomini y White para Diversas Especificaciones ARIMA y ESARIMA
Inflación en Chile Enero 2000 – Noviembre 2008
Proyecciones 3 Mes en Adelante

		2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19
$(\pi_t - \pi_{t-1}) = \varepsilon_t - \theta \varepsilon_{t-1} - \theta_E \varepsilon_{t-12}$	1	-0.02	0.54	1.03	0.34	-0.78	-1.27	0.30	-2.57	-2.80	-2.92	-2.12	-2.86	-5.18	-2.54	-3.19	-3.28	-4.25	-4.43
$(\pi_t - \pi_{t-1}) = \varepsilon_t - \theta \varepsilon_{t-1} - \theta_E \varepsilon_{t-12} + \theta \theta_E \varepsilon_{t-13}$	2	-	0.67	1.92	0.34	-0.85	-1.40	0.33	-2.75	-2.91	-2.95	-2.42	-2.89	-5.41	-2.73	-3.16	-3.33	-4.28	-4.49
$(\pi_t - \pi_{t-1}) = \rho * (\pi_{t-1} - \pi_{t-2}) + \varepsilon_t - \theta \varepsilon_{t-1} - \theta_E \varepsilon_{t-12}$	3	-	-	0.54	-0.12	-1.18	-1.81	-0.15	-2.47	-2.38	-2.65	-2.31	-2.63	-5.25	-2.48	-3.00	-3.18	-4.24	-4.51
$(\pi_t - \pi_{t-1}) = \rho * (\pi_{t-1} - \pi_{t-2}) + \varepsilon_t - \theta \varepsilon_{t-1} - \theta_E \varepsilon_{t-12} + \theta \theta_E \varepsilon_{t-13}$	4	-	-	-	-0.45	-1.53	-2.25	-0.50	-3.12	-3.04	-3.08	-2.94	-2.97	-5.52	-3.14	-3.30	-3.46	-4.37	-4.56
$(\pi_t - \pi_{t-1}) = \delta + \varepsilon_t - \theta \varepsilon_{t-1} - \theta_E \varepsilon_{t-12}$	5	-	-	-	-	-1.43	-1.93	0.00	-2.84	-2.27	-2.81	-2.61	-2.61	-4.69	-2.57	-2.77	-3.15	-4.06	-4.30
$(\pi_t - \pi_{t-1}) = \delta + \varepsilon_t - \theta \varepsilon_{t-1} - \theta_E \varepsilon_{t-12} + \theta \theta_E \varepsilon_{t-13}$	6	-	-	-	-	-	-1.04	1.50	-1.68	-1.23	-2.09	-1.67	-1.96	-4.20	-1.52	-2.08	-2.53	-3.35	-3.86
$(\pi_t - \pi_{t-1}) = \delta + \rho * (\pi_{t-1} - \pi_{t-2}) + \varepsilon_t - \theta \varepsilon_{t-1} - \theta_E \varepsilon_{t-12}$	7	-	-	-	-	-	-	2.50	-1.14	-0.81	-1.69	-1.09	-1.63	-4.07	-1.01	-1.80	-2.23	-3.11	-3.69
$(\pi_t - \pi_{t-1}) = \delta + \rho * (\pi_{t-1} - \pi_{t-2}) + \varepsilon_t - \theta \varepsilon_{t-1} - \theta_E \varepsilon_{t-12} + \theta \theta_E \varepsilon_{t-13}$	8	-	-	-	-	-	-	-	-2.58	-2.09	-2.63	-2.49	-2.44	-4.68	-2.39	-2.66	-3.00	-3.87	-4.24
$\pi_t = \pi_{t-1} + \varepsilon_t$ (RW con drift)	9	-	-	-	-	-	-	-	-	0.38	-1.80	0.36	-1.52	-3.98	0.15	-1.56	-2.16	-3.11	-3.55
$\pi_t = \delta + \pi_{t-1} + \varepsilon_t$ (RW sin drift)	10	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-2.02	0.02	-2.08	-4.49	-0.23	-2.05	-2.51	-3.45	-3.77
$\pi_t = \alpha + \beta * \pi_{t-1} + \varepsilon_t$ (AR(1))	11	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	1.59	-0.56	-3.48	1.82	-0.68	-1.39	-2.50	-3.18
$(\pi_t - \pi_{t-1}) = \alpha + \varepsilon_t - \theta \varepsilon_{t-1}$ (IMA(1,1))	12	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-1.56	-4.00	-0.19	-1.55	-2.19	-3.14	-3.58
$\pi_t = \alpha + \beta * \pi_{t-1} + \varepsilon_t - \theta \varepsilon_{t-1}$ (ARMA(1,1))	13	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-3.63	1.68	-0.40	-1.39	-2.59	-3.20
$\pi_t = \alpha + \beta_1 * \pi_{t-1} + \beta_2 * \pi_{t-2} + \dots + \beta_{12} * \pi_{t-12} + \varepsilon_t$ (AR(12))	14	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	4.07	3.96	2.79	1.54	-0.98
$\pi_t = \alpha + \beta_1 * \pi_{t-1} + \beta_2 * \pi_{t-2} + \dots + \beta_p * \pi_{t-p} + \varepsilon_t$ (AR(p) BIC)	15	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-1.71	-2.36	-3.28	-3.61
$\pi_t = \alpha + \beta_1 * \pi_{t-1} + \beta_2 * \pi_{t-2} + \dots + \beta_p * \pi_{t-p} + \varepsilon_t$ (AR(p) AIC)	16	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-0.92	-2.33	-3.35
ARMA(6,12) stepwise backward	17	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-1.87	-2.82
ARMA(p,q) BIC	18	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-2.44
ARMA(p,q) AIC	19	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-

Notas:

(i) Valor negativo del estadístico indica que el modelo “fila” tiene menor ECM que el modelo “columna”

(ii) Valores menores que -1.28 indican que el benchmark propuesto le gana al benchmark tradicional con al menos un 90% de confianza en test de una sola cola

Tabla A4
Test de Giacomini y White para Diversas Especificaciones ARIMA y ESARIMA
Inflación en Chile Enero 2000 – Noviembre 2008
Proyecciones 4 Mes en Adelante

		2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19
$(\pi_t - \pi_{t-1}) = \varepsilon_t - \theta \varepsilon_{t-1} - \theta_E \varepsilon_{t-12}$	1	-1.09	0.64	0.65	0.58	-1.19	-1.75	0.50	-2.73	-3.24	-3.15	-2.40	-3.05	-5.20	-2.78	-3.75	-3.69	-4.69	-3.83
$(\pi_t - \pi_{t-1}) = \varepsilon_t - \theta \varepsilon_{t-1} - \theta_E \varepsilon_{t-12} + \theta \theta_E \varepsilon_{t-13}$	2	-	1.54	2.24	1.04	-0.91	-1.49	0.96	-2.46	-2.82	-2.92	-2.22	-2.78	-5.27	-2.55	-3.49	-3.46	-4.53	-3.80
$(\pi_t - \pi_{t-1}) = \rho * (\pi_{t-1} - \pi_{t-2}) + \varepsilon_t - \theta \varepsilon_{t-1} - \theta_E \varepsilon_{t-12}$	3	-	-	-0.03	0.15	-1.55	-2.26	0.14	-2.69	-2.75	-2.90	-2.57	-2.77	-5.31	-2.76	-3.57	-3.54	-4.60	-3.88
$(\pi_t - \pi_{t-1}) = \rho * (\pi_{t-1} - \pi_{t-2}) + \varepsilon_t - \theta \varepsilon_{t-1} - \theta_E \varepsilon_{t-12} + \theta \theta_E \varepsilon_{t-13}$	4	-	-	-	0.17	-1.61	-2.37	0.15	-3.13	-3.32	-3.16	-2.96	-2.99	-5.43	-3.16	-3.73	-3.70	-4.64	-3.88
$(\pi_t - \pi_{t-1}) = \delta + \varepsilon_t - \theta \varepsilon_{t-1} - \theta_E \varepsilon_{t-12}$	5	-	-	-	-	-2.22	-2.90	-0.04	-3.25	-2.60	-3.17	-3.23	-2.76	-4.84	-2.95	-3.27	-3.58	-4.51	-3.76
$(\pi_t - \pi_{t-1}) = \delta + \varepsilon_t - \theta \varepsilon_{t-1} - \theta_E \varepsilon_{t-12} + \theta \theta_E \varepsilon_{t-13}$	6	-	-	-	-	-	-0.94	2.15	-1.19	-0.83	-1.95	-1.16	-1.64	-4.13	-1.16	-2.14	-2.54	-3.42	-3.32
$(\pi_t - \pi_{t-1}) = \delta + \rho * (\pi_{t-1} - \pi_{t-2}) + \varepsilon_t - \theta \varepsilon_{t-1} - \theta_E \varepsilon_{t-12}$	7	-	-	-	-	-	-	3.35	-0.75	-0.45	-1.60	-0.70	-1.33	-4.02	-0.71	-1.89	-2.23	-3.19	-3.20
$(\pi_t - \pi_{t-1}) = \delta + \rho * (\pi_{t-1} - \pi_{t-2}) + \varepsilon_t - \theta \varepsilon_{t-1} - \theta_E \varepsilon_{t-12} + \theta \theta_E \varepsilon_{t-13}$	8	-	-	-	-	-	-	-	-2.87	-2.36	-2.94	-2.93	-2.54	-4.82	-2.67	-3.11	-3.37	-4.27	-3.72
$\pi_t = \pi_{t-1} + \varepsilon_t$ (RW con drift)	9	-	-	-	-	-	-	-	-	0.35	-1.80	0.32	-1.31	-4.01	-0.06	-1.93	-2.26	-3.37	-3.17
$\pi_t = \delta + \pi_{t-1} + \varepsilon_t$ (RW sin drift)	10	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-1.93	-0.05	-1.81	-4.39	-0.37	-2.49	-2.57	-3.72	-3.33
$\pi_t = \alpha + \beta * \pi_{t-1} + \varepsilon_t$ (AR(1))	11	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	1.66	-0.10	-3.49	1.78	-0.91	-1.38	-2.68	-2.86
$(\pi_t - \pi_{t-1}) = \alpha + \varepsilon_t - \theta \varepsilon_{t-1}$ (IMA(1,1))	12	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-1.29	-4.01	-0.25	-1.89	-2.26	-3.30	-3.17
$\pi_t = \alpha + \beta * \pi_{t-1} + \varepsilon_t - \theta \varepsilon_{t-1}$ (ARMA(1,1))	13	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-3.69	1.38	-1.16	-1.62	-2.99	-2.94
$\pi_t = \alpha + \beta_1 * \pi_{t-1} + \beta_2 * \pi_{t-2} + \dots + \beta_{12} * \pi_{t-12} + \varepsilon_t$ (AR(12))	14	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	4.04	3.69	3.06	1.78	-1.05
$\pi_t = \alpha + \beta_1 * \pi_{t-1} + \beta_2 * \pi_{t-2} + \dots + \beta_p * \pi_{t-p} + \varepsilon_t$ (AR(p) BIC)	15	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-1.98	-2.47	-3.43	-3.16
$\pi_t = \alpha + \beta_1 * \pi_{t-1} + \beta_2 * \pi_{t-2} + \dots + \beta_p * \pi_{t-p} + \varepsilon_t$ (AR(p) AIC)	16	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-0.50	-2.41	-2.89
ARMA(6,12) stepwise backward	17	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-2.13	-2.65
ARMA(p,q) BIC	18	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-2.17
ARMA(p,q) AIC	19	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-

Notas:

(i) Valor negativo del estadístico indica que el modelo “fila” tiene menor ECM que el modelo “columna”

(ii) Valores menores que -1.28 indican que el benchmark propuesto le gana al benchmark tradicional con al menos un 90% de confianza en test de una sola cola.

Tabla A5
Test de Giacomini y White para Diversas Especificaciones ARIMA y ESARIMA
Inflación en Chile Enero 2000 – Noviembre 2008
Proyecciones 5 Mes en Adelante

		2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19
$(\pi_t - \pi_{t-1}) = \varepsilon_t - \theta \varepsilon_{t-1} - \theta_E \varepsilon_{t-12}$	1	-2.14	0.29	-0.13	0.65	-1.58	-2.08	0.42	-2.90	-3.76	-3.18	-2.53	-3.24	-4.83	-2.84	-4.20	-4.09	-4.86	-3.65
$(\pi_t - \pi_{t-1}) = \varepsilon_t - \theta \varepsilon_{t-1} - \theta_E \varepsilon_{t-12} + \theta \theta_E \varepsilon_{t-13}$	2	-	1.87	1.93	1.46	-1.05	-1.54	1.18	-2.30	-2.85	-2.75	-2.02	-2.65	-4.81	-2.28	-3.68	-3.48	-4.64	-3.60
$(\pi_t - \pi_{t-1}) = \rho * (\pi_{t-1} - \pi_{t-2}) + \varepsilon_t - \theta \varepsilon_{t-1} - \theta_E \varepsilon_{t-12}$	3	-	-	-0.46	0.49	-1.75	-2.34	0.31	-2.74	-3.02	-2.92	-2.54	-2.83	-4.94	-2.70	-3.90	-3.76	-4.72	-3.68
$(\pi_t - \pi_{t-1}) = \rho * (\pi_{t-1} - \pi_{t-2}) + \varepsilon_t - \theta \varepsilon_{t-1} - \theta_E \varepsilon_{t-12} + \theta \theta_E \varepsilon_{t-13}$	4	-	-	-	0.73	-1.66	-2.29	0.54	-2.95	-3.34	-3.05	-2.71	-2.89	-4.89	-2.95	-3.88	-3.71	-4.71	-3.64
$(\pi_t - \pi_{t-1}) = \delta + \varepsilon_t - \theta \varepsilon_{t-1} - \theta_E \varepsilon_{t-12}$	5	-	-	-	-	-2.76	-3.44	-0.29	-3.63	-2.94	-3.31	-3.52	-2.94	-4.62	-3.17	-3.66	-3.97	-4.79	-3.60
$(\pi_t - \pi_{t-1}) = \delta + \varepsilon_t - \theta \varepsilon_{t-1} - \theta_E \varepsilon_{t-12} + \theta \theta_E \varepsilon_{t-13}$	6	-	-	-	-	-	-0.88	2.66	-0.86	-0.54	-1.72	-0.78	-1.28	-3.93	-0.80	-2.12	-2.16	-3.48	-3.17
$(\pi_t - \pi_{t-1}) = \delta + \rho * (\pi_{t-1} - \pi_{t-2}) + \varepsilon_t - \theta \varepsilon_{t-1} - \theta_E \varepsilon_{t-12}$	7	-	-	-	-	-	-	3.80	-0.45	-0.18	-1.47	-0.35	-1.02	-3.84	-0.41	-1.90	-1.87	-3.29	-3.09
$(\pi_t - \pi_{t-1}) = \delta + \rho * (\pi_{t-1} - \pi_{t-2}) + \varepsilon_t - \theta \varepsilon_{t-1} - \theta_E \varepsilon_{t-12} + \theta \theta_E \varepsilon_{t-13}$	8	-	-	-	-	-	-	-	-3.11	-2.57	-3.18	-3.13	-2.67	-4.61	-2.84	-3.43	-3.64	-4.54	-3.56
$\pi_t = \pi_{t-1} + \varepsilon_t$ (RW con drift)	9	-	-	-	-	-	-	-	-	0.42	-1.59	0.38	-1.01	-3.83	-0.02	-2.06	-1.90	-3.54	-3.08
$\pi_t = \delta + \pi_{t-1} + \varepsilon_t$ (RW sin drift)	10	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-1.71	-0.11	-1.49	-4.09	-0.36	-2.62	-2.23	-3.83	-3.21
$\pi_t = \alpha + \beta * \pi_{t-1} + \varepsilon_t$ (AR(1))	11	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	1.60	0.37	-3.40	1.68	-0.94	-0.72	-2.81	-2.82
$(\pi_t - \pi_{t-1}) = \alpha + \varepsilon_t - \theta \varepsilon_{t-1}$ (IMA(1,1))	12	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-1.02	-3.84	-0.22	-2.01	-1.92	-3.48	-3.09
$\pi_t = \alpha + \beta * \pi_{t-1} + \varepsilon_t - \theta \varepsilon_{t-1}$ (ARMA(1,1))	13	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-3.60	1.05	-1.60	-1.17	-3.17	-2.94
$\pi_t = \alpha + \beta_1 * \pi_{t-1} + \beta_2 * \pi_{t-2} + \dots + \beta_{12} * \pi_{t-12} + \varepsilon_t$ (AR(12))	14	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	3.84	3.48	3.46	1.95	-1.03
$\pi_t = \alpha + \beta_1 * \pi_{t-1} + \beta_2 * \pi_{t-2} + \dots + \beta_p * \pi_{t-p} + \varepsilon_t$ (AR(p) BIC)	15	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-2.02	-1.89	-3.54	-3.07
$\pi_t = \alpha + \beta_1 * \pi_{t-1} + \beta_2 * \pi_{t-2} + \dots + \beta_p * \pi_{t-p} + \varepsilon_t$ (AR(p) AIC)	16	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	0.40	-2.32	-2.79
ARMA(6,12) stepwise backward	17	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-2.55	-2.82
ARMA(p,q) BIC	18	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-2.17
ARMA(p,q) AIC	19	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-

Notas:

(i) Valor negativo del estadístico indica que el modelo “fila” tiene menor ECM que el modelo “columna”

(ii) Valores menores que -1.28 indican que el benchmark propuesto le gana al benchmark tradicional con al menos un 90% de confianza en test de una sola cola.

Tabla A6
Test de Giacomini y White para Diversas Especificaciones ARIMA y ESARIMA
Inflación en Chile Enero 2000 – Noviembre 2008
Proyecciones 6 Mes en Adelante

		2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19
$(\pi_t - \pi_{t-1}) = \varepsilon_t - \theta \varepsilon_{t-1} - \theta_E \varepsilon_{t-12}$	1	-4.94	0.18	0.27	0.67	-1.86	-2.23	0.47	-2.79	-3.77	-3.26	-2.48	-3.04	-4.46	-2.80	-4.20	-3.94	-4.40	-3.45
$(\pi_t - \pi_{t-1}) = \varepsilon_t - \theta \varepsilon_{t-1} - \theta_E \varepsilon_{t-12} + \theta \theta_E \varepsilon_{t-13}$	2	-	2.77	3.05	2.08	-0.69	-0.97	1.84	-1.31	-1.58	-2.16	-1.13	-1.72	-4.36	-1.20	-3.47	-3.13	-4.00	-3.35
$(\pi_t - \pi_{t-1}) = \rho * (\pi_{t-1} - \pi_{t-2}) + \varepsilon_t - \theta \varepsilon_{t-1} - \theta_E \varepsilon_{t-12}$	3	-	-	0.10	0.57	-2.04	-2.47	0.42	-2.66	-2.96	-2.81	-2.51	-2.49	-4.53	-2.70	-3.85	-3.66	-4.24	-3.47
$(\pi_t - \pi_{t-1}) = \rho * (\pi_{t-1} - \pi_{t-2}) + \varepsilon_t - \theta \varepsilon_{t-1} - \theta_E \varepsilon_{t-12} + \theta \theta_E \varepsilon_{t-13}$	4	-	-	-	0.51	-2.12	-2.58	0.36	-2.87	-3.26	-2.92	-2.71	-2.57	-4.56	-2.87	-3.87	-3.69	-4.28	-3.48
$(\pi_t - \pi_{t-1}) = \delta + \varepsilon_t - \theta \varepsilon_{t-1} - \theta_E \varepsilon_{t-12}$	5	-	-	-	-	-3.02	-3.56	-0.25	-3.56	-2.88	-3.19	-3.40	-2.68	-4.33	-3.14	-3.70	-3.92	-4.30	-3.43
$(\pi_t - \pi_{t-1}) = \delta + \varepsilon_t - \theta \varepsilon_{t-1} - \theta_E \varepsilon_{t-12} + \theta \theta_E \varepsilon_{t-13}$	6	-	-	-	-	-	-0.55	2.97	-0.41	-0.14	-1.18	-0.32	-0.61	-3.71	-0.20	-1.91	-1.94	-3.22	-3.04
$(\pi_t - \pi_{t-1}) = \delta + \rho * (\pi_{t-1} - \pi_{t-2}) + \varepsilon_t - \theta \varepsilon_{t-1} - \theta_E \varepsilon_{t-12}$	7	-	-	-	-	-	-	3.79	-0.16	0.10	-1.05	-0.04	-0.44	-3.67	0.07	-1.76	-1.77	-3.14	-3.00
$(\pi_t - \pi_{t-1}) = \delta + \rho * (\pi_{t-1} - \pi_{t-2}) + \varepsilon_t - \theta \varepsilon_{t-1} - \theta_E \varepsilon_{t-12} + \theta \theta_E \varepsilon_{t-13}$	8	-	-	-	-	-	-	-	-3.19	-2.61	-3.03	-3.15	-2.41	-4.33	-2.87	-3.49	-3.64	-4.19	-3.41
$\pi_t = \pi_{t-1} + \varepsilon_t$ (RW con drift)	9	-	-	-	-	-	-	-	-	0.48	-1.30	0.31	-0.46	-3.67	0.45	-2.03	-1.95	-3.33	-3.01
$\pi_t = \delta + \pi_{t-1} + \varepsilon_t$ (RW sin drift)	10	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-1.59	-0.20	-0.89	-3.85	-0.08	-2.57	-2.26	-3.57	-3.10
$\pi_t = \alpha + \beta * \pi_{t-1} + \varepsilon_t$ (AR(1))	11	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	1.32	0.79	-3.48	1.49	-1.09	-1.05	-3.11	-2.89
$(\pi_t - \pi_{t-1}) = \alpha + \varepsilon_t - \theta \varepsilon_{t-1}$ (IMA(1,1))	12	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-0.51	-3.70	0.17	-2.00	-2.00	-3.32	-3.03
$\pi_t = \alpha + \beta * \pi_{t-1} + \varepsilon_t - \theta \varepsilon_{t-1}$ (ARMA(1,1))	13	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-3.62	0.69	-2.03	-1.80	-3.28	-2.98
$\pi_t = \alpha + \beta_1 * \pi_{t-1} + \beta_2 * \pi_{t-2} + \dots + \beta_{12} * \pi_{t-12} + \varepsilon_t$ (AR(12))	14	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	3.74	3.42	3.40	1.92	-1.09
$\pi_t = \alpha + \beta_1 * \pi_{t-1} + \beta_2 * \pi_{t-2} + \dots + \beta_p * \pi_{t-p} + \varepsilon_t$ (AR(p) BIC)	15	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-2.12	-2.07	-3.38	-3.05
$\pi_t = \alpha + \beta_1 * \pi_{t-1} + \beta_2 * \pi_{t-2} + \dots + \beta_p * \pi_{t-p} + \varepsilon_t$ (AR(p) AIC)	16	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	0.15	-2.52	-2.79
ARMA(6,12) stepwise backward	17	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-2.52	-2.81
ARMA(p,q) BIC	18	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-2.13
ARMA(p,q) AIC	19	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-

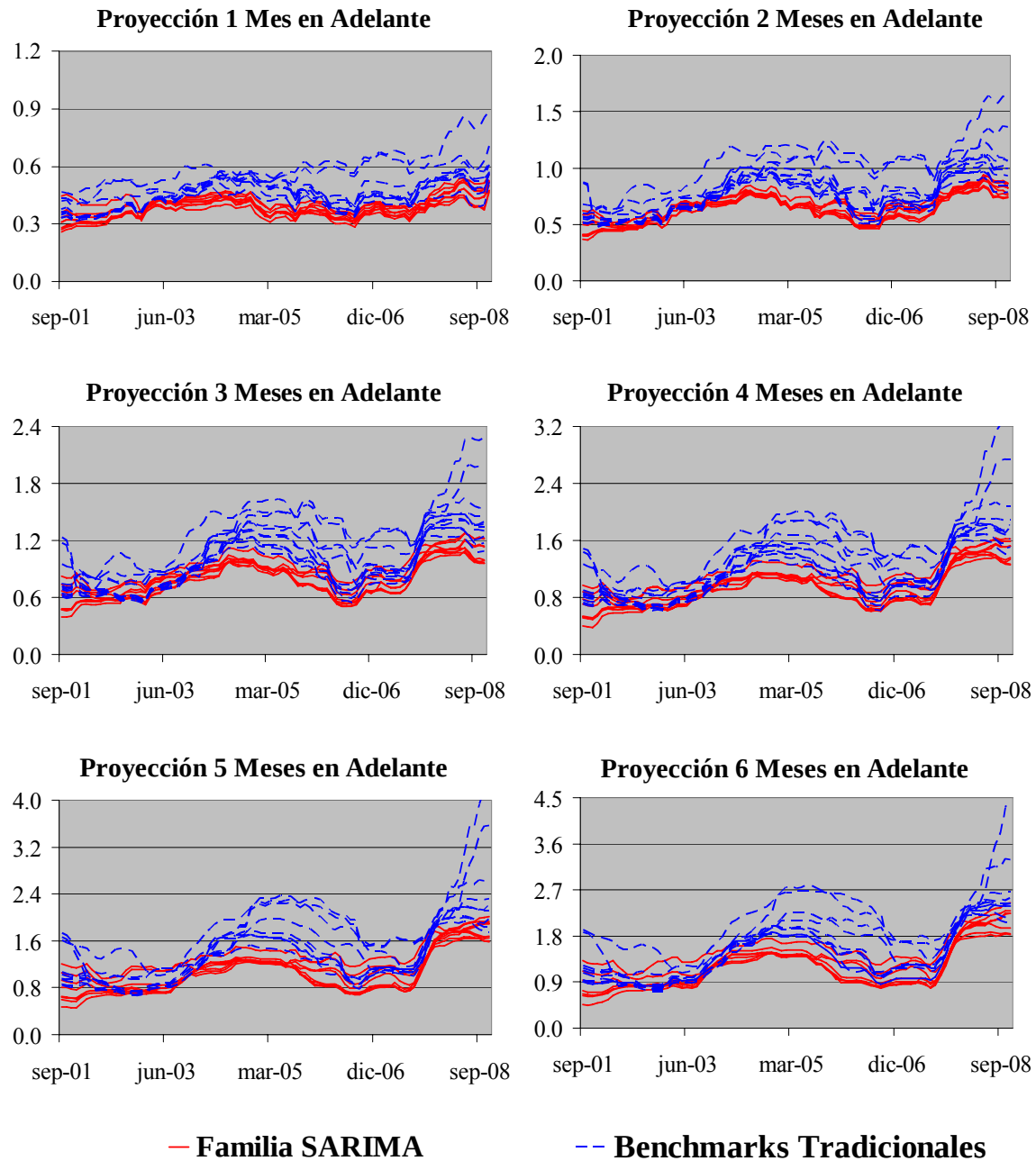
Notas:

(i) Valor negativo del estadístico indica que el modelo “fila” tiene menor ECM que el modelo “columna”

(ii) Valores menores que -1.28 indican que el benchmark propuesto le gana al benchmark tradicional con al menos un 90% de confianza en tests de una sola cola

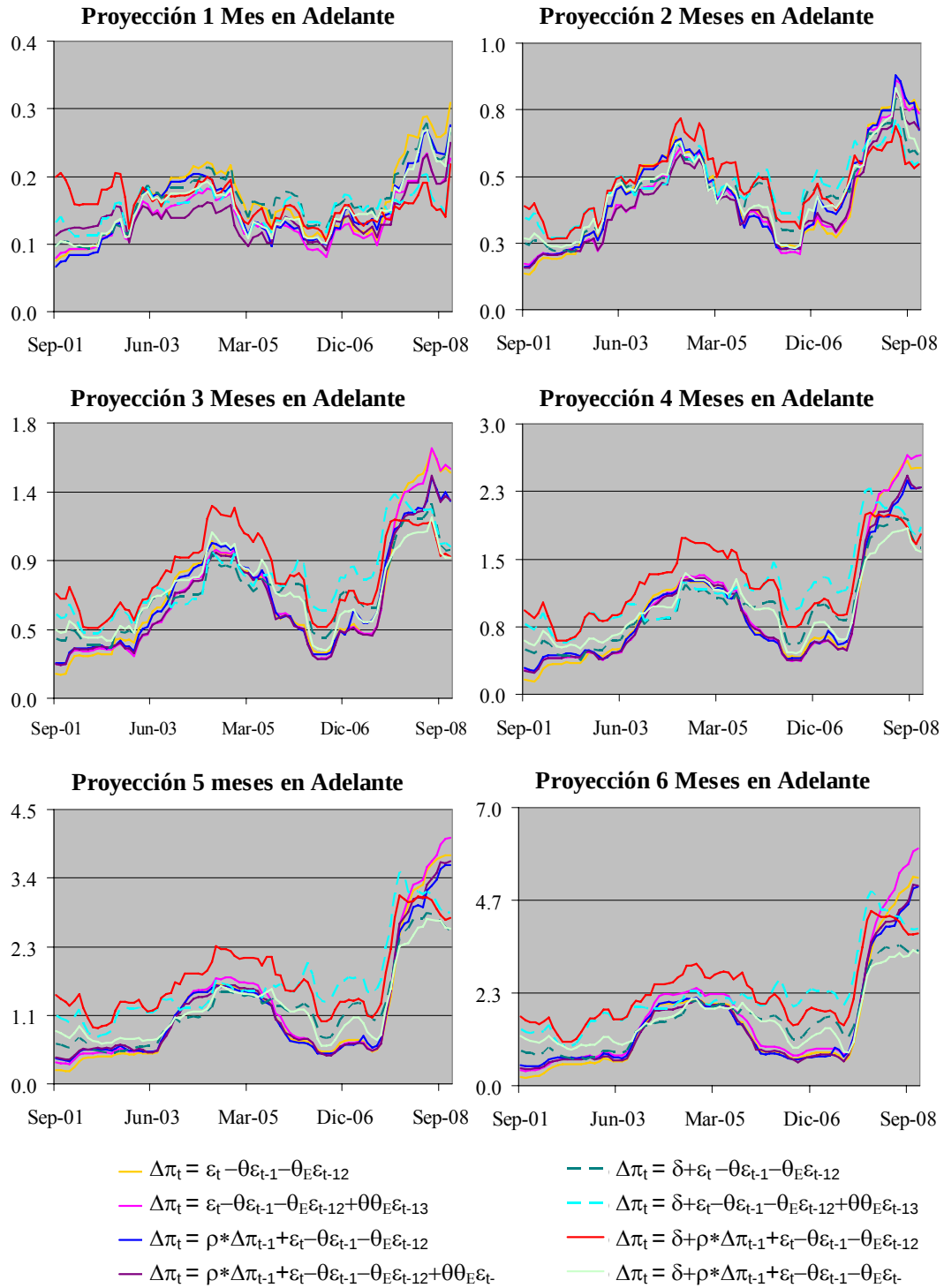
FIGURA A1

Ventanas Rodantes en RECM para Proyecciones 1 Mes en Adelante
Inflación en Chile Septiembre 2001 – Noviembre 2008
Diversas Especificaciones ARIMA y ESARIMA



Nota: Se consideran ventanas de 22 meses.

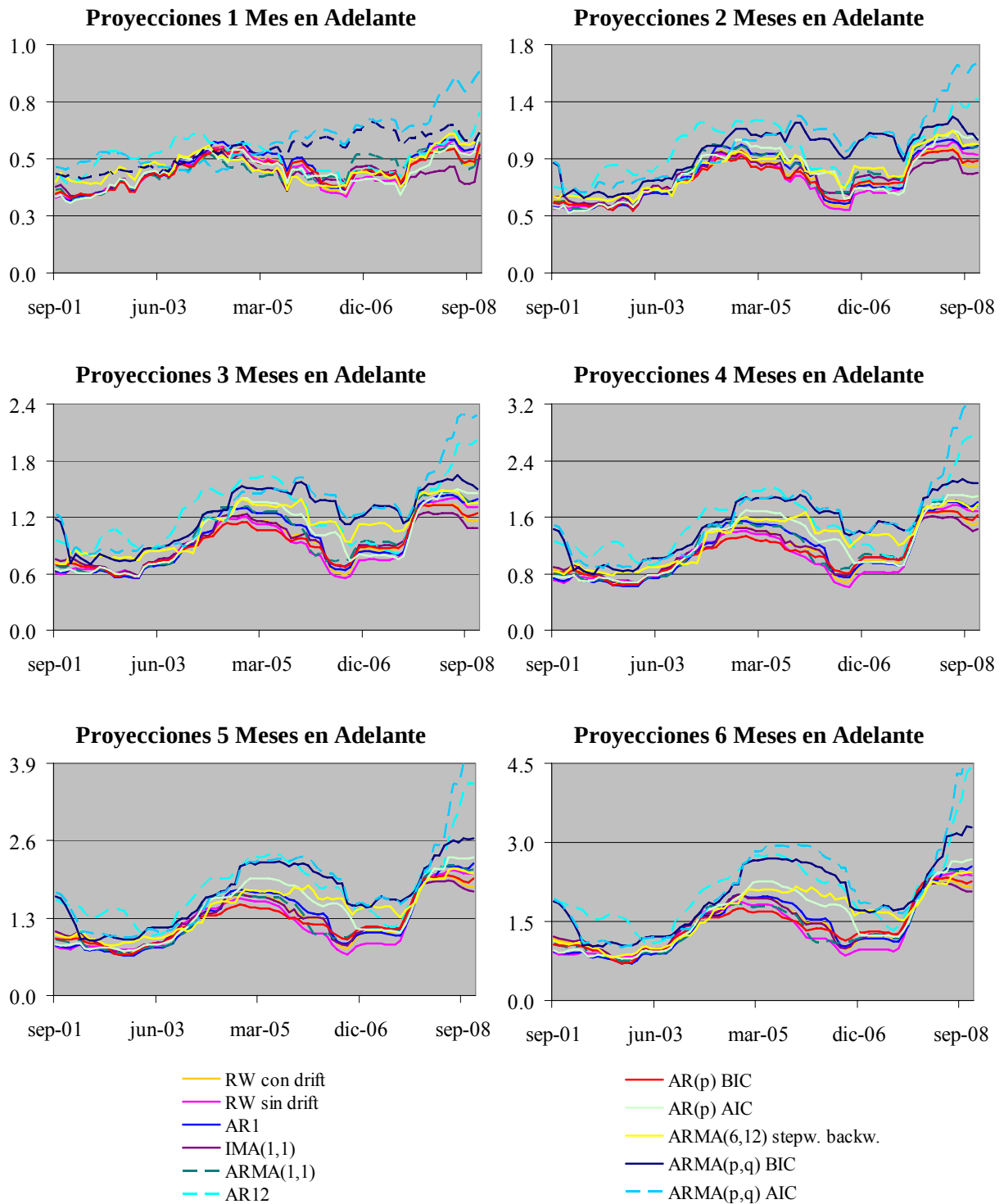
FIGURA A2
Ventanas Rodantes en Raíz del Error Cuadrático Medio de Diversas Especificaciones
ESARIMA, Inflación en Chile Septiembre 2001 – Noviembre 2008



Nota: Se consideran ventanas de 22 meses.

FIGURA A3

**Ventanas Rodantes en Raíz del Error Cuadrático Medio de Diversas Especificaciones
ARIMA, Inflación en Chile Septiembre 2001 – Noviembre 2008**



Nota: Se consideran ventanas de 22 meses.

**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-513 | Marzo 2009 |
| From Crisis to Imf-Supported Program: Does Democracy Impede the Speed Required by Financial Markets? | |
| Ashoka Mody y Diego Saravia | |
| DTBC-512 | Diciembre 2008 |
| A Systemic Approach to Money Demand Modeling | |
| Mauricio Calani, Rodrigo Fuentes y Klaus Schmidt-Hebbel | |
| DTBC-511 | Diciembre 2008 |
| Forecasting Inflation in Difficult Times | |
| Juan Díaz y Gustavo Leyva | |
| DTBC-510 | Diciembre 2008 |
| Overoptimism, Boom-Bust Cycles, and Monetary Policy in Small Open Economies | |
| Manuel Marfán, Juan Pablo Medina y Claudio Soto | |
| DTBC-509 | Diciembre 2008 |
| Monetary Policy Under Uncertainty and Learning: An Overview | |
| Klaus Schmidt-Hebbel y Carl E. Walsh | |
| DTBC-508 | Diciembre 2008 |
| Estimación de Var Bayesianos para la Economía Chilena | |
| Patricio Jaramillo | |
| DTBC-507 | Diciembre 2008 |
| Chile's Growth and Development: Leadership, Policy-Making Process, Policies, and Results | |
| Klaus Schmidt-Hebbel | |
| DTBC-506 | Diciembre 2008 |
| Exit in Developing Countries: Economic Reforms and Plant Heterogeneity | |
| Roberto Álvarez y Sebastián Vergara | |

DTBC-505	Diciembre 2008
Evolución De La Persistencia Inflacionaria En Chile Pablo Pincheira	
DTBC-504	Noviembre 2008
Robust Learning Stability with Operational Monetary Policy Rules George W. Evans y Seppo Honkapohja	
DTBC-503	Noviembre 2008
Riesgo de Crédito de la Banca Rodrigo Alfaro, Daniel Calvo y Daniel Oda	
DTBC-502	Octubre 2008
Determinacy, Learnability, And Plausibility In Monetary Policy Analysis: Additional Results Bennett T. McCallum	
DTBC-501	Octubre 2008
Expectations, Learning, And Monetary Policy: An Overview Of Recent Research George W. Evans y Seppo Honkapohja	
DTBC-500	Octubre 2008
Higher Order Properties of the Symmetrically Normalized Instrumental Variable Estimator Rodrigo Alfaro	
DTBC-499	Octubre 2008
Imperfect Knowledge And The Pitfalls Of Optimal Control Monetary Policy Athanasios Orphanides y John C. Williams	
DTBC-498	Octubre 2008
Macroeconomic And Monetary Policies From The Eductive Viewpoint Roger Guesnerie	
DTBC-497	Octubre 2008
Macroeconomía, Política Monetaria y Patrimonio del Banco Central Jorge Restrepo, Luis Salomó y Rodrigo Valdés	