

Cámara Chilena de la Construcción A.G.
Gerencia de Estudios

N°61

Aprobado en Marzo 2010

Modelos de Predicción para la Inflación de Chile

Byron Idrovo

Mauricio Tejada

La publicación de los Documentos de Trabajo no está sujeta a la aprobación previa de la Mesa Directiva de la Cámara Chilena de la Construcción A.G. Tanto el contenido de los Documentos de Trabajo como también el análisis y conclusiones que de ellos se deriven, son de exclusiva responsabilidad de su(s) autor(es) y no reflejan necesariamente la opinión de la Cámara Chilena de la Construcción A.G. o sus directivos. Se prohíbe la reproducción total o parcial de este documento sin autorización previa de la Cámara Chilena de la Construcción A.G.

Modelos de Predicción para la Inflación de Chile

Byron Idrovo*

Mauricio Tejada**

15 de septiembre de 2010

Resumen

Con el propósito de predecir la inflación de Chile, estimamos un set de modelos de series de tiempo multiariadas y contrastamos la precisión y estabilidad predictiva de cada modelo. Para ello, nos basamos en la raíz del error cuadrático medio y en el test de Giacomini & White (2006). Nuestro análisis considera un período muestral que abarca desde enero de 1986 hasta mayo de 2010. Los modelos aquí propuestos se basan en la curva de Phillips para replicar el comportamiento de la inflación y su relación con la brecha del producto y otras variables de precios externos, que capturen los posibles shocks de oferta a los cuales esta sujeta dicha Curva.

1. Introducción

Desde el punto de vista macroeconómico, anticipar las variaciones del IPC, entre otras variables, es relevante para la toma de decisiones de política monetaria, cuyo efecto se canaliza, en parte, en las tasas de largo plazo –por ser un promedio ponderado de las tasas cortas más una prima por riesgo asociada al período de su vencimiento– y en las perspectivas de ingreso futuro de las personas –que están directamente relacionadas con el valor esperado del nivel de actividad agregado en la economía (De Gregorio, 2009). Esto a su vez, afecta las decisiones de inversión y consumo tanto de los hogares como de los sectores productivos de la economía; siendo la construcción uno de los sectores más significativos en términos de valor agregado, al contribuir activamente al desarrollo de infraestructura física de otros sectores público y privados. En este contexto, la trayectoria futura de la inflación afecta al desempeño sectorial ya sea de manera directa (por el lado de los costos) e indirecta (en términos de actividad), toda vez que la construcción atraviesa transversalmente la economía.

Así, con el propósito de predecir la inflación de Chile, estimamos un set de modelos de series de tiempo multiariadas y contrastamos la precisión y estabilidad predictiva de cada modelo. Para ello, nos basamos en el estudio de García & Pincheira (2009). Nuestro análisis considera un período muestral que abarca desde enero de 1986 hasta mayo de 2010. Los modelos aquí propuestos se basan en la curva de Phillips para replicar el comportamiento de la inflación y su relación con la brecha del producto y otras variables de precios externos, que capturen los posibles shocks de oferta a los cuales esta sujeta dicha Curva. Cabe señalar que el uso de la curva de Phillips para la predicción de la inflación ha sido bastante extendida en la literatura; ver Stock & Watson (1998) para una revisión de la evidencia empírica internacional y Nadal de Simeone (2001) para su uso en el caso de Chile. Por otro lado, las proyecciones de inflación que son generadas a partir de una curva de Phillips, en general, han mostrado ser más precisas que aquellas basadas en otras variables macroeconómicas como las tasas de interés, el dinero y los precios de los commodities. (Stock & Watson, 1998). La Curva de Phillips típicamente usada es la tradicional, es decir, aquella que sólo incorpora la historia pasada de la inflación (backward-looking) y no captura el efecto de las expectativas de inflación sobre la inflación actual (comportamiento forward-looking). Más aún, para el caso de Chile, Céspedes et.al (2005) al estimar una curva de Phillips neokeynesiana híbrida encuentran que tanto los componente *forward-looking*

*bidrovo@gmail.cl

**mtejada@gmail.cl

como aquellos *backward-looking* son relevantes para explicar el comportamiento de la inflación futura. Por esta razón estimamos una curva de Phillips similar a la utilizada por estos últimos autores, no obstante el procedimiento utilizado para estimarla es distinto y se incorporan además algunas variables que podrían capturar el efecto de shocks de oferta. De este modo, procedemos a estimar modelos de función de transferencia, ya que además de los adelantos y rezagos de la inflación, se agregan rezagos de otras variables como tipo de cambio y precio del petróleo. Respecto del método de estimación, en lugar de utilizar Generalized Method of Moments (GMM) convencional se utiliza la transformación propuesta por Rudd and Whelan (2005); ver Lindé (2005).

Por otra parte, es importante mencionar que no existe consenso en la literatura sobre la forma en que se debería seleccionar el número de rezagos en los modelos de función de transferencia basados en la curva de Phillips. Si bien algunos autores escogen rezagos basados en el criterio de información de Akaike (AIC) (Stock & Watson (SW), 2003, 2006), otros consideran el criterio de información Bayesiano (BIC) (Elliot & Timmermann, 2008). Dado lo anterior, el orden de rezagos de nuestros modelos GARCH y univariados de series de tiempo, están basados en los criterios mencionados anteriormente; así como también en el test de autocorrelación residual del Multiplicador de Lagrange.

Con relación a la capacidad predictiva de los modelos propuestos, el método mayormente utilizado en la literatura para predecir la inflación en base a la curva de Phillips es la raíz del error cuadrático medio de la predicción (RECM). De este modo, el mejor modelo predictivo será el que arroje menor RECM. Al respecto cabe señalar que este criterio de selección tiene sus limitaciones por ser puramente descriptivo. No obstante, con el objetivo de comparar la capacidad predictiva de dos modelos alternativos, nos enfocamos en el estadístico propuesto por Giacomini y White (2006). Este método contrasta la diferencia entre los RECM de cada par de modelos. Por lo tanto, el análisis de la habilidad predictiva de los modelos está basado tanto en el error cuadrático medio y complementado por el estadístico t de Giacomini & White (2006). La evaluación de la calidad predictiva de los modelos se centra en las proyecciones fuera de muestra para un horizonte de 1, 3, 6 y 12 meses adelante. Entre los principales hallazgos destaca el hecho de que los modelos con estructura GARCH en el componente residual muestran un mejor desempeño, en términos de predicción para un horizonte de corto plazo, respecto de especificaciones homoscedásticas. Asimismo, las medidas de actividad que capturan parcialmente las presiones de demanda en la curva de Phillips híbrida, varían según el horizonte de predicción y la estructura residual que adopte el modelo. Esta aparente inestabilidad se observa únicamente en predicciones de corto plazo, lo que se atribuye a los desalineamientos transitorios de los pesos relativos de los indicadores de producción (oferta) y consumo (demanda) en la dinámica de precios, así como también a los shocks temporales a los que está sujeta la curva de Phillips.

El presente documento está organizado en cinco secciones de la siguiente forma: La primera presenta la introducción, la segunda sección discute el modelo, la tercera sección describe la base de datos utilizada, la cuarta sección analiza los principales resultados obtenidos y comparaciones de diversos modelos utilizados para predecir; y finalmente, la quinta sección concluye.

2. El Modelo

La curva de Phillips neokenesiana híbrida puede escribirse de la siguiente manera:

$$\pi_t = \omega_f E_t \pi_{t+1} + \omega_b \pi_{t-1} + \gamma y_t + \phi v_t \quad (1)$$

Donde π es la tasa de inflación, y es la brecha del producto, v es una variable (o varias) que captura shocks de oferta y E_t es el operador de esperanza condicional en la información en t . Rudd and Whelan (2005) afirman que si los instrumentos utilizados para la estimación de (1) no son los apropiados dicha estimación será inconsistente. Por esta razón plantean la siguiente transformación, bajo el supuesto de que las expectativas son racionales ($\pi_{t+1} = E_t \pi_{t+1} + \eta_{t+1}$):

$$\pi_{t+1} = \frac{1}{\omega_f} \pi_t - \frac{\omega_b}{\omega_f} \pi_{t-1} - \frac{\gamma}{\omega_f} y_t - \frac{\phi}{\omega_f} v_t + \eta_{t+1} \quad (2)$$

Rezagando en un período la ecuación (2) se tiene:

$$\pi_t = \beta_1 \pi_{t-1} + \beta_2 \pi_{t-2} + \beta_3 y_{t-1} + \beta_4 v_{t-1} + \eta_t \quad (3)$$

Con $\beta_1 = \frac{1}{\omega_f}$, $\beta_2 = -\frac{\omega_b}{\omega_f}$, $\beta_3 = -\frac{\gamma}{\omega_f}$ y $\beta_4 = -\frac{\phi}{\omega_f}$. La ecuación (3) puede ser estimada por el método de mínimos cuadrados ordinarios si lo que interesan son los parámetros en forma reducida o por mínimos cuadrados no lineales si se quiere recuperar los parámetros estructurales.

Es importante mencionar que si la tasa de inflación utilizada en la estimación de la ecuación (3) presenta una raíz unitaria $I(1)$, entonces dicha ecuación podría generar resultados espurios. En dicho caso se podría estimar la ecuación en primeras diferencias bajo la siguiente especificación:

$$\Delta \pi_t = \beta_1 \Delta \pi_{t-1} + \beta_2 \Delta \pi_{t-2} + \beta_3 \Delta y_{t-1} + \beta_4 \Delta v_{t-1} + \epsilon_t \quad (4)$$

La Curva de Phillips requiere de una medida de actividad económica para su estimación (tasa de desempleo cíclica o brecha del producto). Sin embargo, los datos de actividad económica en general tienen rezagos en su publicación (lo que implican mayores supuestos respecto del comportamiento de la actividad). Por esta razón se utilizan además indicadores líderes de actividad alternativos que permitan adelantar el ciclo económico. Más aún, y como lo destacan Stock y Watson (1998), el uso de indicadores líderes puede mejorar sustancialmente la precisión de los pronósticos utilizando la Curva de Phillips. Estos indicadores se incorporan en el modelo de dos maneras.

En la primera, se estima la ecuación (4) para cada posible indicador líder y posteriormente se agregan las proyecciones utilizando ponderadores óptimos. Es decir:

$$\Delta \pi_t = \beta_1 \Delta \pi_{t-1} + \beta_2 \Delta \pi_{t-2} + \beta_3 \Delta IL_{i,t-1} + \beta_4 \Delta v_{t-1} + \epsilon_t \quad \forall i = 1, \dots, n \quad (5)$$

Donde IL_i es el indicador líder i . Sea $\pi_{i,t}^f$ la proyección un período adelante de π_t utilizando el indicador líder i (LI_i), entonces la proyección ponderada será:

$$\pi_t^f = \sum_{i=1}^n \varphi_i \pi_{i,t}^f$$

Donde según Stock y Watson (1998) los ponderadores óptimos pueden obtenerse de minimizar la diferencia entre la inflación actual y la proyectada en términos ponderados. Lo anterior no es otra cosa que un regresión mínimos cuadrados ordinarios de π_t sobre las n proyecciones $\pi_{i,t}^f$, esto es:

$$\min_{\varphi_i} \epsilon_t = \pi_t - \left(\sum_{i=1}^n \varphi_i \pi_{i,t}^f \right) \rightarrow MCO$$

La segunda alternativa, también propuesta por Stock y Watson (1998), es utilizar un modelo de factores dinámicos para la construcción de un indicador coincidente de actividad económica basado en un modelo probabilístico como en Stock y Watson (1991). Ver el trabajo de estos autores o Kim y Nelson (1998) para mayor detalle sobre la estrategia de estimación del modelo. A continuación se presentan las ecuaciones de observación (medida) y de estado para la estimación del índice coincidente de actividad económica. El método de estimación es por filtro de Kalman y máxima verosimilitud.

Ecuaciones de medida:

$$\begin{aligned} \Delta y_{it} &= \beta_i \Delta y_t^{cindex} + \epsilon_{it} \quad i = 1, 2, 3, \dots, N \\ \Delta y_{lt} &= \beta_l^T \Delta y_t^{cindex} + \beta_{l1} \Delta y_{t-1}^{cindex} + \beta_{l2} \Delta y_{t-2}^{cindex} + \beta_{l3} \Delta y_{t-3}^{cindex} + \epsilon_{lt} \quad l = \text{empleo} \end{aligned}$$

Ecuaciones de estado:

$$\begin{aligned}\Delta y_t^{cindex} &= \lambda_j \Delta y_{t-1}^{cindex} + \lambda_j \Delta y_{t-2}^{cindex} + \kappa_{jt} \quad j = i, l \\ \kappa_{jt} &\sim N(0, \sigma_{\kappa_{jt}} = 1)\end{aligned}$$

Donde $\Delta y_{it} = \Delta Y_{it}^\tau - \Delta \bar{Y}_i$, siendo $\{Y_{it}^\tau\}_{i=1}^N$ el conjunto de indicadores líderes de actividad (ventas de supermercados, producción industrial, empleo, etc). En tanto, $\Delta y_{it}^{cindex} = \Delta Y_{it}^{cindex} - \delta$, donde Y_t^{cindex} es la actividad subyacente o una especie de tendencia estocástica compartida por los indicadores líderes de actividad agregada (observados) en el instante t . Por su parte, $\{\beta_i\}_{i=1}^N$ son los ponderadores asociados a las características comunes del sistema en cada momento del tiempo. Adicionalmente, con el propósito de incorporar las rigideces del empleo frente a los ciclos económicos (debido a los costos de despidos, por ejemplo), Stock y Watson (1991) permiten un rezago de mayor extensión para el componente del error del empleo con relación a las restantes variables del modelo. Por último, $\{\varepsilon_i\}_{i=1}^N$ representan las medidas de error del sistema de ecuaciones, las mismas que capturan las características no comunes de los indicadores parciales. Finalmente, la primera ecuación de sistema de estado define la ley de movimiento de la variable de estado (Y_t^{cindex}). Esta variable contiene la información más relevante del sistema en cada momento del tiempo, acompañada de una estructura de serie de tiempo parsimoniosa; $\{\lambda_j\}$ es el coeficiente de transición de la variable de estado período a período. Las restantes ecuaciones corresponden a una estructura de media móvil en los residuos de las ecuaciones de medida.

Así, una vez construido el indicador coincidente (y^{cindex}), la ecuación (4) puede ser estimada y utilizada para proyectar la inflación.¹

$$\Delta \pi_t = \beta_1 \Delta \pi_{t-1} + \beta_2 \Delta \pi_{t-2} + \beta_3 \Delta y_{t-1}^{cindex} + \beta_4 \Delta v_{t-1} + \epsilon_t \quad \forall i = 1, \dots, n \quad (6)$$

Adicionalmente, y tomando en cuenta que en general los modelos de inflación mensual presenta una alta volatilidad en sus errores, generando así problemas de heteroscedasticidad, modelamos en las ecuaciones (4) a (6) el comportamiento de los errores como un modelo $GARCH(p, q)$, esto es:

$$\sigma_{\epsilon, t}^2 = \alpha_0 + \sum_{j=1}^p \delta_j \sigma_{\epsilon, t-j}^2 + \sum_{k=1}^q \psi_k \epsilon_{t-k}^2 \quad \alpha_0 > 0, \delta_j \geq 0, \psi_k \geq 0$$

¹Cabe destacar que como el indicador de actividad publicado por el Banco Central tiene rezago y que los índices utilizados para construir el indicador coincidente tienen un mes adicional de información, este indicador puede dar como subproducto una proyección del crecimiento de la actividad un mes adelante.

3. Los Datos

Para la estimación de las ecuaciones (4) a (6) se utilizaron los siguientes indicadores:

Tabla 1: Definición de las variables para la estimación de la curva de Phillips

Variable	Indicador	Fuente
Inflación	Tasa de Inflación Mensual del IPC	INE
Actividad	Brecha del Producto calculada con el IMACEC	BCCh
	Brecha respecto a su tendencia Índice de Supermercados	INE
	Brecha respecto a su tendencia Índice de Producción Industrial	INE
	Brecha respecto a su tendencia Índice de Ventas Industriales	INE
	Brecha respecto a su tendencia Índice de Producción Minera	INE
	Brecha respecto a su tendencia Permisos Totales de Edificación	INE
	Brecha respecto a su tendencia Índice de Ventas Minoristas	INE
	Brecha respecto a su tendencia Empleo Total	INE
	Brecha respecto a su tendencia Índice Coincidente (Factores Dinámicos)	Elab. Prop.
Shocks	Tasa de Variación Mensual del Precio del Petróleo WTI	Nymex
	Tasa de Apreciación Mensual en el Tipo de Cambio Nominal	BCCh

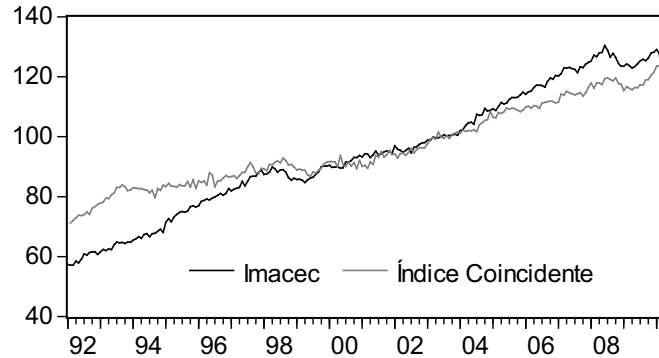
Para la medición de la inflación se utiliza la variación del índice de precios al consumidor (IPC). Con relación a los shocks inflacionarios, se incorpora como variable explicativa la apreciación mensual del tipo de cambio y el precio del petróleo para capturar en alguna medida los efectos de segunda vuelta asociados a los shocks en tales variables. Para el cálculo de la brecha respecto de la tendencia en cada uno de los indicadores de actividad se utilizó tanto el método de tendencia cuadrática como el filtro Hodrick-Prescott. No obstante, cabe mencionar que ambas técnicas arrojaron resultados similares. Todas las series de actividad fueron corregidas por factores estacionales utilizando el programa X12 usado por el Banco Central (Bravo, et al 2002). Para el cálculo del indicador coincidente, bajo la misma especificación que la del modelo de factores dinámicos de Stock y Watson (1991), se utilizaron los siguientes indicadores de actividad: (1) Índice de Producción Industrial, (2) Índice de Producción Minera, (3) Índice de Bienes de Consumo y (4) Empleo Total (con rezagos).

4. Resultados

Para verificar si la curva de Phillips debe ser estimada en niveles o en primeras diferencia se aplicó contrastes de raíz unitaria a la tasa mensual de inflación medida mediante el IPCX. El test de Dickey-Fuller aumentado genera un estadístico de prueba de $-2,2$ con cuatro rezagos en la ecuación de prueba (con constante y sin tendencia determinística). El valor probabilidad es 0,17 por lo que, bajo este test, no hay evidencia suficiente para rechazar la hipótesis nula de raíz unitaria. Cuando se aplica el mismo test a la primera diferencia de la tasa de inflación mensual se obtiene un estadístico de prueba de $-12,1$ (en esta especificación no se incluyeron componentes Determinísticos y se utilizaron 3 rezagos), al cual está asociado un valor de probabilidad de 0 lo que indica que la primera diferencia de la inflación no presenta raíz unitaria. Estos resultados indican que la tasa de inflación mensual es $I(1)$ y, por tanto, la curva de Phillips debiera estimarse en primeras diferencias para evitar posibles regresiones espurias. La presencia de una raíz unitaria en el IPC provee parsimonia en los modelos eliminando incertidumbre paramétrica y otorgando mayor precisión en las predicciones. De esta forma, la imposición de una tendencia estocástica ha sido útil para predecir los cambios en el nivel de precio durante los últimos diez años (García y Pincheira, 2009).

Por otro lado, para la estimación de la curva de Phillips usando el indicador coincidente se estimó primeramente dicho indicador usando la misma especificación y metodología que Stock y Watson (1991). La figura 1 muestra el indicador coincidente estimado. Adicionalmente, en la misma figura, se presenta el IMACEC para fines de comparación.

Figura 1: IMACEC e Índice Coincidente



Una vez definida la especificación a usarse en la curva de Phillips y obtenido el indicador coincidente, se estimaron por mínimos cuadrados ordinarios las distintas curvas de Phillips bajo cada uno de los indicadores de actividad (IMACEC, indicadores líderes, indicador coincidente) y suponiendo errores homoscedásticos y errores con comportamiento volátil (para todos los modelos se utilizó una especificación GARCH(3,1) y en estos casos se utilizó técnicas de estimación de máximo verosimilitud). Posteriormente se calcularon los ponderadores óptimos en base a la predicción de cada uno de los modelos anteriores a 1, 3, 6, 12 y 24 meses hacia adelante.

4.1. Evaluación de la habilidad predictiva entre los modelos basados en la curva de Phillips

Para evaluar la capacidad predictiva de cada uno de los modelos descritos en la sección 2 (ecuaciones 4 a 6), utilizamos la raíz del error cuadrático medio (RECM) –como criterio de análisis descriptivo– y el test de Giacomini & White (2006) –como criterio de análisis inferencial de habilidad predictiva.

4.1.1. Análisis descriptivo basado en el RECM

Nuestro análisis descriptivo sobre la habilidad predictiva de los modelos basados en la curva de Phillips, está fundado en la raíz del error cuadrático medio. Este criterio considera que un método de proyección será mejor que otro en la medida que tenga menor RECM.

$$RECM = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N (\pi_t^f - \pi_t)^2}$$

Las tablas 3 a 5 presentan la raíz cuadrada del error cuadrático medio para cada uno de los modelos estimados (ecuaciones 4 a 6) y para cada uno de los horizontes de predicción aquí propuestos (1, 3, 6, 12 y 24 meses hacia adelante). Como se puede observar, en general el RECM muestra valores pequeños y los modelos que suponen errores homoscedásticos no siempre muestran un mejor desempeño relativo respecto de sus contraparte GARCH, esto según la ventana móvil de predicción que se elija. Es más, los errores volátiles están presentes con mayor fuerza en los modelos utilizados para predecir la inflación de corto plazo versus el mediano y largo plazo. Presumiblemente, la explicación de este fenómeno se debe a que las ventanas cortas de predicción capturan una mayor volatilidad de la inflación.

Particularmente, se observa que el RECM obtenido de predicciones de corto plazo (1, 3 y 6 meses) resulta menor para los modelos con errores GARCH. Asimismo se tiene que los modelos que poseen menor RECM varían según el horizonte de predicción. Es decir, bajo el supuesto de residuos homoscedásticos, las predicciones móviles de inflación para un horizonte de un mes, arrojan un menor RECM al considerar la

dinámica del empleo como indicadores de actividad; mientras que para el horizonte de predicción de tres meses, las ventas industriales resultan apropiadas para ajustar y predecir la inflación en base a la curva de Phillips. No obstante, si relajamos el supuesto de homoscedasticidad y ajustamos un proceso GARCH para los residuos de cada modelo, las predicciones a uno y tres meses arrojan un menor RECM al considerar el Imacec como medida de actividad en lugar del empleo o las ventas industriales. Para una ventana móvil de predicción de la inflación a seis meses, también se observa diferencias respecto del indicador de actividad apropiado para estimar y predecir nuestra variable de interés. Así, en presencia de residuos heteroscedásticos, el menor RECM resultó de considerar las ventas de supermercados como una variable explicativa de la dinámica de precios. En este contexto, los modelos parecen no ser independientes del horizonte a predecir cuando éste es relativamente corto.

*Tabla 3: RECM de las Proyecciones basadas en la Curva de Phillips
Predicciones a 1 y 3 meses*

Medida de Actividad	1 mes hacia adelante		3 mes hacia adelante	
	Errores homoscedáticos	Errores GARCH(3,1)	Errores homoscedáticos	Errores GARCH(3,1)
IMACEC	0.571136	0.53159*	0.595163	0.56846*
Ventas Supermercados	0.581632	0.541493	0.607659	0.581566
Permisos de Edificación	0.560495	0.542177	0.603705	0.594141
Producción Industrial	0.578619	0.563368	0.610096	0.596711
Ventas Industriales	0.558466	0.547851	0.58993*	0.591924
Producción Minera	0.550971	0.532438	0.598174	0.597707
Empleo	0.54853*	0.571099	0.590089	0.604285
Ventas minoristas	0.582932	0.541491	0.637001	0.589228
Indice Coincidente	0.549815	0.550940	0.592918	0.590672
Proyección ponderada	0.574468	0.555791	0.607518	0.588072

*Menor RECM de cada columna

Por otra parte, para el caso de predicciones de mediano y largo plazo (12 y 24 meses hacia adelante), destacan por su mejor desempeño los modelos que utilizan el Imacec como indicador de actividad, ya que exhibieron los menores RECM, independiente de la estructura residual adoptada. Sin embargo, bajo el criterio de mínimo error de predicción, a partir de las tablas 4 y 5 se desprende que el supuesto de errores homoscedáticos resulta razonable para horizontes de predicción más largos. Por último, cabe mencionar que las conclusiones obtenidas de los modelos anteriores –que consideran la brecha de los indicadores de actividad y su tendencia (medida como un polinomio cuadrático)–, son similares si dicha tendencia es aproximada por filtro de Hodick-Prescott (Ver anexo).

*Tabla 4: RECM de las Proyecciones basadas en la Curva de Phillips
Predicciones a 6 y 12 meses*

Medida de Actividad	6 mes hacia adelante		12 mes hacia adelante	
	Errores homoscedáticos	Errores GARCH(3,1)	Errores homoscedáticos	Errores GARCH(3,1)
IMACEC	0.583746	0.571839	0.56240*	0.56408*
Ventas Supermercados	0.593997	0.56189*	0.629015	0.59977
Permisos de Edificación	0.606699	0.599265	0.626929	0.609379
Producción Industrial	0.598036	0.583652	0.571235	0.570658
Ventas Industriales	0.579072	0.589179	0.585535	0.588632
Producción Minera	0.593697	0.620572	0.619283	0.654686
Empleo	0.57885*	0.615222	0.596667	0.625372
Ventas minoristas	0.630854	0.603254	0.641233	0.635128
Indice Coincidente	0.584910	0.601367	0.609896	0.630055
Proyección ponderada	0.603651	0.562171	0.627932	0.578591

*Menor RECM de cada columna

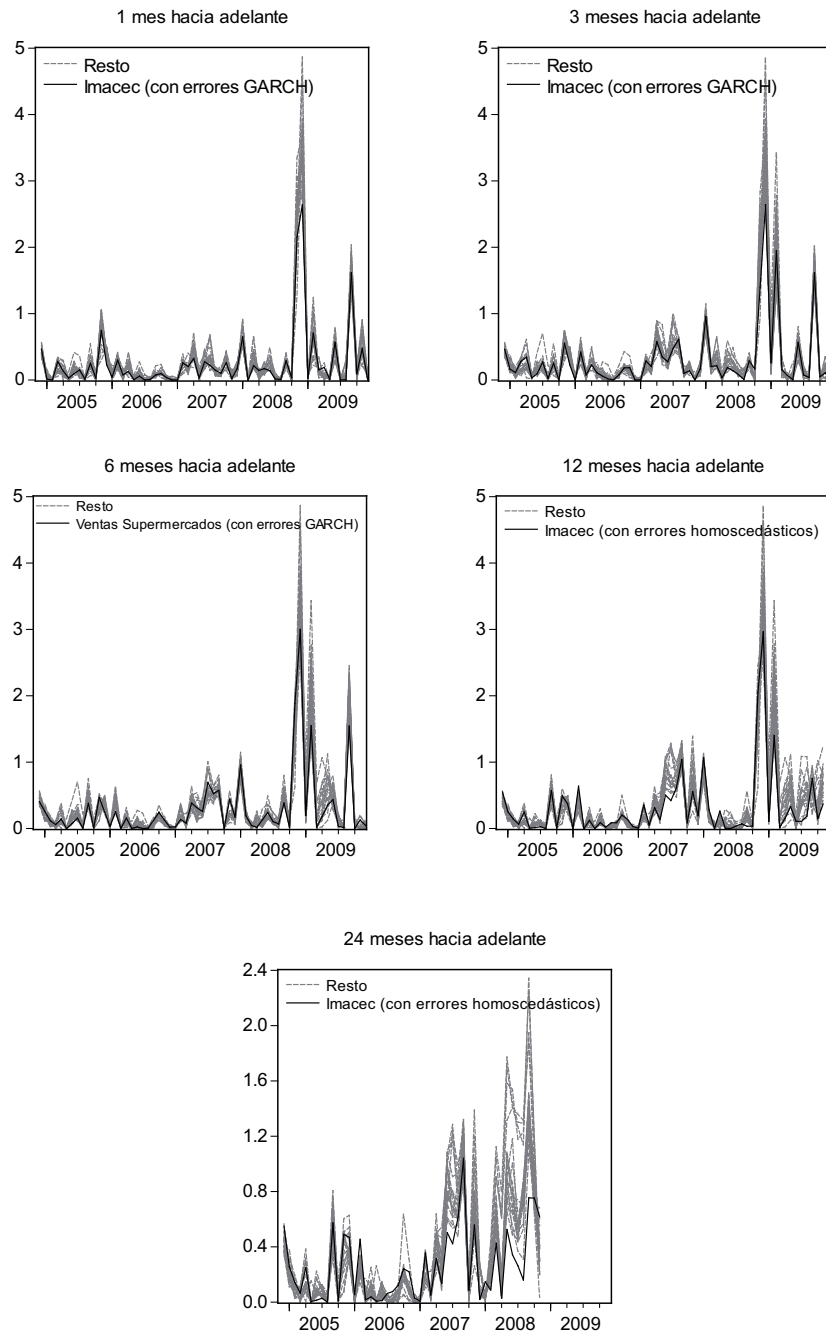
*Tabla 5: RECM de las Proyecciones basadas en la Curva de Phillips
Predicción a 24 meses*

Medida de Actividad	24 mes hacia adelante	
	Errores homoscedáticos	Errores GARCH(3,1)
IMACEC	0.50863*	0.51636*
Ventas Supermercados	0.682795	0.662361
Permisos de Edificación	0.576297	0.573524
Producción Industrial	0.546627	0.556868
Ventas Industriales	0.557292	0.554302
Producción Minera	0.544291	0.533845
Empleo	0.560149	0.538174
Ventas minoristas	0.605899	0.561259
Indice Coincidente	0.570718	0.549836
Proyección ponderada	0.655352	0.648101

*Menor RECM de cada columna

A continuación se presenta gráficamente la evolución del error cuadrático medio (ECM), obtenido a partir de ventanas móviles según el horizonte de predicción propuesto para cada modelo de curva de Phillips híbrida. Cada gráfico contrasta la trayectoria del ECM correspondiente al mejor modelo resultante (línea negra continua) y el ECM derivado de los restantes modelos. Como se puede observar, la mayor parte del tiempo, el ECM de los modelos con residuos heteroscedáticos permanece en niveles inferiores al resto de los modelos, cuando el horizonte de predicción es inferior a 12 meses. En tanto, para el caso de predicciones a mediano y largo plazo los modelos con errores homoscedáticos exhiben un menor ECM durante la mayor parte del tiempo.

Figura 2: Evolución de error cuadrático medio (ECM) para cada modelo y horizonte de predicción



4.1.2. Análisis inferencial: test de Giacomini & White (2006)

Para comparar estadísticamente la diferencias de habilidad predictiva entre los modelos propuestos, nos centramos en el paradigma de evaluación propuesto por Giacomini y White (2006), en adelante GW. Este test está orientado a evaluar un método de predicción y no un modelo de diagnóstico y por ende, no considera incertidumbre paramétrica. El test GW atribuido a Diebold-Mariano (1995) se construye a partir de la diferencia $\Delta L_{n_T} = L_i(y) - L_j(y)$ donde $L_i(y) = |\hat{y}_k - y_k|$, $k = 1, \dots, T$, el cual corresponde al error de

predicción del modelo $i \neq j$. Se propone contrastar $H_0: E[\Delta L] = 0$ vs $H_1: E[\Delta L] > 0$ a partir del siguiente estadístico²:

$$t_{n_T} = \frac{\frac{1}{n_T} \sum_{t=m}^{T-\tau} \Delta L_{n_T}}{\hat{\sigma}_{n_T} / \sqrt{n_T}}$$

en donde $n_T = T - \tau - m + 1$, T es el tamaño total de la muestra, τ es el horizonte de predicción y m es la observación en que comienza las ventanas móviles. Para $\tau = 1$, se utiliza una estimación para $\hat{\sigma}_{n_T}$ a partir de la estimación de $\hat{\sigma}_{\hat{\alpha}}$ asociado al modelo de regresión simple $\Delta L_{n_T} = \hat{\alpha} + \epsilon$. Sin embargo, para horizontes $\tau > 1$ se permite usar estimador HAC de Newey-West (1994).

Las tablas que se presentan a continuación contienen el estadístico t de GW que contrasta la hipótesis nula antes mencionada. Valores negativos de los estadísticos favorecen a los modelos de las filas respecto de las columnas. Asimismo, Un valor inferior a -1,28 en el estadístico t implica que la nula de igualdad de capacidad predictiva se rechaza a favor de los modelos de las filas con un nivel de confianza superior o igual al 90%. En términos generales, los resultados obtenidos de aplicar el test de GW son coherentes con el análisis descriptivo basado en el RECM. Por ejemplo, para el caso particular de la predicción de un mes hacia adelante, se tiene que el modelo que considera al Imacec como medida de actividad y además relaja el supuesto de homoscedasticidad (Modelo 11), presenta un valor negativo del estadístico t en la mayoría de los casos, aunque no necesariamente significativo. En este sentido, el test de GW permite contrastar las diferencias entre los RECM de cada modelo y para cada horizonte de predicción.

Los resultados de las tablas 6 a 8 muestran que más de un modelo sería óptimo para predecir la inflación, según el horizonte de predicción que se evalúe. Este hallazgo también se evidenció en el análisis descriptivo de la sección anterior. Sin embargo, para un horizonte de proyección de uno, tres y seis meses (Tablas 6 a 8) el modelo que arroja una mayor cantidad de estadísticos t significativos es la curva de Phillips híbrida que considera a las ventas minoristas como medida de actividad (con errores GARCH). Así como también el modelo que incluye el índice coincidente de actividad (con errores volátiles), pero sólo para el caso de predicciones un mes hacia adelante. No obstante, cuando el horizonte de proyección se extiende a un plazo mayor que seis meses (Tabla 9 y 10), la medida de actividad predominante en las fluctuaciones de precios es la evolución del Imacec (con errores homoscedáticos). En resumen, se observa una mayor estabilidad de la capacidad predictiva de la curva de Phillips híbrida –que considera al Imacec como indicador de actividad– para horizontes de mediano y largo plazo versus períodos cortos de predicción.

4.2. Modelos seleccionados

El comportamiento heterogéneo de la inflación en el período muestral analizado, nos limita la posibilidad de identificar un único modelo que supere, en términos de capacidad predictiva, al resto de los modelos alternativos aquí propuestos. Esto porque los resultados de error de predicción muestran que el desempeño relativo de ellos no es lo suficientemente homogéneo a lo largo de todo el período de estudio (1986-2010). Es más, al comparar estadísticamente las diferencias entre los errores de predicción de los modelos (utilizando el test t de Giacomini-White), se observa superioridad local alternada entre ellos. Por lo tanto, en estos casos es recomendable no considerar como criterio único de selección el error de predicción. Finalmente, los resultados indican que la curva de Phillips que considera al Imacec como medida de actividad resultó más estable para horizontes de predicción de mediano y largo plazo, versus períodos cortos de predicción.

La tabla 11 presenta los modelos seleccionados en base a los criterios descriptivo e inferencial sobre habilidad predictiva (para distintos horizontes de predicción). Esto sobre la base de los modelos que suponen homoscedasticidad y heteroscedasticidad condicional autorregresiva que según secciones anteriores, en general, muestran mejor desempeño predictivo.

²Notar que bajo H_0 , el estadístico t_{n_T} es asintóticamente normal.

Tabla 11: Modelos seleccionados según RECM y GW

Modelo	Selección basada en:		Horizonte Predic. (meses)
	RECM	GW	
$\Delta\pi_t = \beta_1\Delta\pi_{t-1} + \beta_2\Delta\pi_{t-2} + \beta_3\Delta(\text{Ventas minoristas})_{t-1} + \beta_4\Delta v_{t-1} + \epsilon_t$ $\sigma_{\epsilon,t}^2 = \alpha_0 + \sum_{j=1}^p \delta_j \sigma_{\epsilon,t-j}^2 + \sum_{k=1}^q \psi_k \epsilon_{t-k}^2$ $\alpha_0 > 0, \delta_j \geq 0, \psi_k \geq 0$		✓	1, 3 y 6
$\Delta\pi_t = \beta_1\Delta\pi_{t-1} + \beta_2\Delta\pi_{t-2} + \beta_3\Delta(\text{Ind. coincidente})_{t-1} + \beta_4\Delta v_{t-1} + \epsilon_t$ $\sigma_{\epsilon,t}^2 = \alpha_0 + \sum_{j=1}^p \delta_j \sigma_{\epsilon,t-j}^2 + \sum_{k=1}^q \psi_k \epsilon_{t-k}^2$ $\alpha_0 > 0, \delta_j \geq 0, \psi_k \geq 0$		✓	1
$\Delta\pi_t = \beta_1\Delta\pi_{t-1} + \beta_2\Delta\pi_{t-2} + \beta_3\Delta(\text{Venta supermercado})_{t-1} + \beta_4\Delta v_{t-1} + \epsilon_t$ $\sigma_{\epsilon,t}^2 = \alpha_0 + \sum_{j=1}^p \delta_j \sigma_{\epsilon,t-j}^2 + \sum_{k=1}^q \psi_k \epsilon_{t-k}^2$ $\alpha_0 > 0, \delta_j \geq 0, \psi_k \geq 0$	✓		6
$\Delta\pi_t = \beta_1\Delta\pi_{t-1} + \beta_2\Delta\pi_{t-2} + \beta_3\Delta(\text{Imacec})_{t-1} + \beta_4\Delta v_{t-1} + \epsilon_t$ $\sigma_{\epsilon,t}^2 = \alpha_0 + \sum_{j=1}^p \delta_j \sigma_{\epsilon,t-j}^2 + \sum_{k=1}^q \psi_k \epsilon_{t-k}^2$ $\alpha_0 > 0, \delta_j \geq 0, \psi_k \geq 0$	✓		1 y 3
$\Delta\pi_t = \beta_1\Delta\pi_{t-1} + \beta_2\Delta\pi_{t-2} + \beta_3\Delta(\text{Imacec})_{t-1} + \beta_4\Delta v_{t-1} + \epsilon_t$ $\sigma_{\epsilon,t}^2 = \alpha_0$	✓	✓	12 y 24

RECM: Raíz del error cuadrático medio. GW: Giacomini-White.

5. Conclusiones

Con el propósito de predecir la inflación de Chile, estimamos un set de modelos de series de tiempo multiarriadas y contrastamos la precisión y estabilidad predictiva de cada modelo mediante métodos descriptivos tradicionales e inferencial. Por lo tanto, el análisis de la habilidad predictiva de los modelos fue basado tanto en el error cuadrático medio y complementado por el estadístico t de Giacomini & White (2006). La evaluación de la calidad predictiva de los modelos se centró en las proyecciones fuera de muestra para un horizonte de 1, 3, 6 y 12 meses adelante. Por otra parte, nuestro análisis consideró un período muestral que abarca desde enero de 1986 hasta mayo de 2010. Los modelos aquí propuestos fueron basados en la curva de Phillips Neokeynesiana híbrida (con comportamiento forward-looking y Backward-looking) para replicar el comportamiento de la inflación y su relación con la brecha del producto y otras variables de precios externos, que capturen los posibles shocks de oferta a los cuales esta sujeta dicha Curva. Respecto del método de estimación, en lugar de utilizar Generalized Method of Moments (GMM) convencional se utilizó la transformación propuesta por Rudd and Whelan (2005).

Entre los principales hallazgos destacó el hecho de que los modelos con estructura GARCH en el componente residual mostraron un mejor desempeño, en términos de predicción para un horizonte de corto plazo, respecto de especificaciones homoscedásticas. Asimismo, las medidas de actividad que capturan parcialmente las presiones de demanda en la curva de Phillips híbrida, variaron según el horizonte de predicción y la estructura residual adoptada por el modelo. Esta aparente inestabilidad se observó únicamente en predicciones de corto plazo, lo que se atribuyó a los desalineamientos transitorios de los pesos relativos de los indicadores de producción (oferta) y consumo (demanda) en la dinámica de precios, así como también a los shocks temporales a los que ha estado sujeta la curva de Phillips.

El comportamiento heterogéneo de la inflación en el período muestral analizado, limita la posibilidad de identificar un único modelo que supere, en términos de capacidad predictiva, al resto de los modelos alternativos aquí propuestos. Esto porque los resultados de error de predicción muestra que el desempeño relativo de ellos no es lo suficientemente homogéneo a lo largo de todo el período de estudio (1986-2010). Es más, al comparar estadísticamente las diferencias entre los errores de predicción de los modelos (utilizando el test t de Giacomini-White), se observa superioridad local alternada entre ellos. Por lo tanto, en estos casos es recomendable no considerar como criterio único de selección el error de predicción. Finalmente, los resultados indicaron que la curva de Phillips que considera al Imacec como medida de actividad resultó más estable para horizontes de predicción de mediano y largo plazo, versus períodos cortos de proyección.

Referencias

- [1] De Gregorio J., 2009. "La Macroeconomía, los Economistas y la crisis", Banco Central de Chile, Documentos de Política Económica, N° 33.
- [2] Pincheira P. & García A., 2009. "Forecasting Inflation in Chile With an Accurate Benchmark", Banco Central de Chile, Documento de Trabajo, N° 514.
- [3] Elliot G. & Timmerman A., 2008. "Economic Forecasting", Journal of Economic Literature, Vol. 46, No. 1 (Mar. 2008), pp. 3-56.
- [4] Stock J. H. & Watson M. W., 2006. "Why Has U.S. Inflation Become Harder to Forecast?", NBER Working Papers 12324, National Bureau of Economic Research, Inc.
- [5] Giacomini, R. & White, H., 2006. "Tests of Conditional Predictive Ability", Econometrica, 74(6): 1545-78.
- [6] Céspedes L.F ,Ochoa M. & Soto C. (2005). "The New Keynesian Phillips Curve in an Emerging Market Economy: The Case of Chile", Banco Central de Chile, Documento de Trabajo N° 355.
- [7] Lindé J., 2005. "The Effects of Permanent Technology Shocks on Labour Productivity and Hours in the RBC Model", CEPR Discussion Papers 4827, C.E.P.R. Discussion Papers.
- [8] Rudd J. & Whelan K., 2005. "Modelling inflation dynamics: a critical review of recent research", Finance and Economics Discussion Series 2005-66, Board of Governors of the Federal Reserve System (U.S.).
- [9] Stock J. & Watson M., 2003. "Forecasting Output and Inflation: The Role of Asset Prices", Journal of Economic Literature, Vol. 41, No. 3 (Sep., 2003), pp. 788-829.
- [10] Nadal de Simone F., 2001. "Proyección de Inflación en Chile", Revista de Economía Chilena 4(3): 59-85.
- [11] Stock J. & Watson M., 1998. "Diffusion Indexes", NBER Working Paper N° 6702.
- [12] Kim & Nelson 1998. State Space Models With Regime Switching: Classical and Gibbs-Sampling Approaches with Applications. The MIT Press. Cambridge, Massachusetts. London, England.
- [13] Stock J. & Watson M., 1991. "A simple estimator of cointegrating vectors in higher order integrated systems", Working Paper Series, Macroeconomic Issues 91-3, Federal Reserve Bank of Chicago.

ANEXO

Tabla 6: Test de Giacomini y White para Diversas Especificaciones de la curva de Phillips híbrida
Inflación en Chile Enero 1986 - Mayo 2010
Proyecciones 1 Mes hacia adelante

Medida de actividad	Modelos con errores homoscedásticos										Modelos con errores GARCH(3,1)									
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)	(11)	(12)	(13)	(14)	(15)	(16)	(17)	(18)	(19)	(20)
IMACEC (1)	0.2	0.7	-0.1	1.0	0.9	1.3	-0.4	1.3	0.2	2.4	1.2	1.1	0.0	0.9	1.2	0.7	1.5	1.3	0.1	
Ventas Supermercados (2)	0.7	-0.3	1.1	0.9	1.7	-0.8	1.7	0.0	-1.3	2.3	1.0	-0.3	0.9	1.3	0.7	1.7	1.4	-0.2		
Permisos de Edificación (3)	-1.1	0.1	0.2	1.2	-2.0	1.1	-0.8	-1.0	-0.7	0.7	-1.3	0.2	1.1	0.0	1.6	1.2	-0.8			
Producción Industrial (4)	1.7	1.2	1.9	-0.5	2.0	0.4	-2.7	-1.6	-1.4	0.2	1.4	1.5	0.9	1.9	1.6	0.2				
Ventas Industriales (5)	0.1	1.0	-1.7	1.0	-0.9	-1.0	-0.9	-0.5	2.2	0.2	0.9	0.0	1.2	0.9	-1.2					
Producción Minera (6)	0.9	-2.2	0.8	-1.1	-0.9	-0.6	-0.4	1.3	0.0	1.2	-0.1	1.3	0.9	-1.2						
Empleo (7)	-3.2	-0.3	-1.5	-0.3	0.2	0.1	2.5	0.8	-0.6	-0.8	0.8	0.4	-1.8							
Ventas minoristas (8)	3.1	0.8	-2.3	-2.2	-1.8	-0.7	-1.8	-2.4	-1.7	3.0	2.6	0.7								
Índice Coincidente (9)	-1.5	-0.4	0.1	0.0	2.5	0.7	-0.6	0.7	-0.9	0.4	-1.8									
Proyección ponderada (10)	-1.6	-1.5	-1.0	0.3	-0.9	-1.4	-0.6	-1.7	-1.4	-0.1										
IMACEC (11)	-0.4	-0.4	-2.5	-1.0	0.3	-0.9	0.4	0.0	-1.6											
Ventas Supermercados (12)	0.0	-2.0	-0.6	0.7	-0.5	0.9	0.4	-1.9												
Permisos de Edificación (13)	-1.6	-0.5	0.6	-0.6	0.9	0.5	-1.0													
Producción Industrial (14)	2.1	1.7	1.0	2.2	1.9	0.2														
Ventas Industriales (15)	1.0	-0.1	1.3	0.8	-1.2															
Producción Minera (16)	-1.2	0.0	-0.4	-1.8																
Empleo (17)	1.9	2.5	-0.7																	
Ventas minoristas (18)	-0.7	-1.7																		
Índice Coincidente (19)	-1.5																			
Proyección ponderada (20)																				

Nota: (a) Valores negativos de los estadísticos favorecen a los modelos de las filas respecto de las columnas. (b) Un valor inferior a -1.28 en el t-statistic implica que la nula de igualdad de capacidad predictiva se rechaza a favor de los modelos de las filas con un nivel de confianza superior o igual al 90%.

Tabla 7: Test de Giacomini y White para Diversas Especificaciones de la curva de Phillips híbrida
Inflación en Chile Enero 1986 - Mayo 2010
Proyecciones 3 meses hacia adelante

Medida de actividad	Modelos con errores homoscedásticos										Modelos con errores GARCH(3,1)									
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)	(11)	(12)	(13)	(14)	(15)	(16)	(17)	(18)	(19)	(20)
IMACEC (1)	0.0	0.4	-0.8	0.5	0.3	0.5	-1.3	0.5	-0.2	1.8	0.6	0.0	-0.2	0.1	0.1	0.3	0.7	0.9	-0.2	
Ventas Supermercados (2)	0.6	-0.5	0.6	0.3	0.8	-1.5	0.7	-0.2	-1.0	1.5	0.1	-0.2	0.2	0.2	0.4	0.9	1.0	-0.2		
Permisos de Edificación (3)	-1.2	-0.2	-0.3	0.1	-2.4	0.1	-0.7	-0.6	-0.2	-0.8	-0.9	-0.5	-0.3	-0.2	0.4	0.7	-0.7			
Producción Industrial (4)	1.6	0.9	1.4	-1.1	1.4	0.4	-2.3	-1.2	-0.6	0.6	0.9	0.5	1.0	1.4	1.7	0.3				
Ventas Industriales (5)	-0.2	0.3	-2.3	0.3	-0.7	-0.9	-0.4	0.5	1.2	-0.7	-0.2	0.0	0.6	0.8	-0.7					
Producción Minera (6)	0.4	-2.1	0.4	-0.5	-1.0	-0.4	0.3	0.5	0.2	-0.1	0.1	0.7	1.0	-0.4						
Empleo (7)	-2.9	-0.2	-0.8	-0.5	-0.1	0.8	1.2	0.7	0.4	-0.3	0.4	0.7	-0.9							
Ventas minoristas (8)	2.8	1.3	-2.7	-2.2	-1.7	-1.5	-2.1	-1.7	-2.2	2.9	2.8	1.2								
Índice Coincidente (9)	-0.8	-0.6	-0.2	0.8	1.1	0.7	0.3	0.3	-0.5	0.9	-0.9									
Proyección ponderada (10)	-1.2	-1.1	-0.2	0.0	-0.3	-0.3	-0.5	-1.0	-1.1	0.0										
IMACEC (11)	-0.4	-1.2	-1.6	-1.4	-0.8	-0.7	-0.2	0.0	-1.1											
Ventas Supermercados (12)	-0.7	-1.1	-0.7	-0.4	-0.3	0.2	0.4	-1.4												
Permisos de Edificación (13)	-0.3	0.2	0.2	0.5	1.1	1.3	-0.2													
Producción Industrial (14)	0.7	0.3	0.7	1.2	1.5	0.0														
Ventas Industriales (15)	0.1	0.3	1.0	1.1	-0.3															
Producción Minera (16)	0.2	0.8	1.0	-0.3																
Empleo (17)	0.7	1.6	-0.5																	
Ventas minoristas (18)	0.2	-0.9																		
Índice Coincidente (19)	-1.1																			
Proyección ponderada (20)																				

Nota: (a) Valores negativos de los estadísticos favorecen a los modelos de las filas respecto de las columnas. (b) Un valor inferior a -1.28 en el t-statistic implica que la nula de igualdad de capacidad predictiva se rechaza a favor de los modelos de las filas con un nivel de confianza superior o igual al 90%.

Tabla 8: Test de Giacomini y White para Diversas Especificaciones de la curva de Phillips híbrida
Inflación en Chile Enero 1986 - Mayo 2010
Proyecciones 6 Meses hacia adelante

Medida de actividad	Modelos con errores homoscedásticos										Modelos con errores GARCH(3,1)									
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)	(11)	(12)	(13)	(14)	(15)	(16)	(17)	(18)	(19)	(20)
IMACEC (1)	-0.4	-0.9	-1.3	-0.3	-0.2	0.1	-2.5	-0.1	-0.6	0.3	0.5	-1.0	-0.7	-1.2	-0.9	-0.8	-0.6	-0.4	0.3	
Ventas Supermercados (2)	-0.5	-0.3	0.3	0.2	0.7	-2.2	0.4	-0.4	-0.6	2.4	-0.5	0.0	-0.6	-0.6	-0.5	-0.2	0.0	1.3		
Permisos de Edificación (3)	0.3	1.2	1.1	1.9	-2.3	1.8	0.3	-1.4	-1.7	-0.1	0.5	0.0	-0.3	0.0	0.4	0.8	1.2			
Producción Industrial (4)	1.0	0.5	1.0	-2.2	0.8	0.0	-1.5	-1.4	0.4	0.5	-0.4	-0.4	-0.3	0.1	0.3	1.1				
Ventas Industriales (5)	0.0	0.6	-3.2	0.3	-0.6	-0.7	-1.2	1.2	0.5	-2.2	-0.9	-0.9	-0.5	-0.2	0.7					
Producción Minera (6)	0.5	-3.1	0.3	-0.5	-0.5	-0.8	0.9	0.3	1.0	-1.4	-0.9	-0.5	-0.2	0.5						
Empleo (7)	-4.3	-1.0	-0.8	-0.1	-0.5	1.6	0.9	1.7	1.3	-2.1	-1.1	-1.0	0.2							
Ventas minoristas (8)	4.0	1.9	-3.3	-3.4	-2.0	-2.5	-2.5	-1.5	-2.2	2.6	2.9	2.8								
Índice Coincidente (9)	-0.6	-0.3	-0.8	1.5	0.6	1.5	1.2	1.6	0.9	-0.7	0.4									
Proyección ponderada (10)	-0.9	-1.7	0.3	-0.2	0.3	0.4	0.2	0.0	-0.2	1.3										
IMACEC (11)	0.3	-1.6	-1.0	-2.2	-1.4	-1.2	-1.0	-0.7	0.1											
Ventas Supermercados (12)	-1.6	-1.3	-2.1	-1.4	-1.4	-1.2	-0.9	-0.2												
Permisos de Edificación (13)	0.7	0.1	-0.2	0.0	0.5	0.8	1.2													
Producción Industrial (14)	-1.1	-0.6	-0.5	-0.2	0.1	1.0														
Ventas Industriales (15)	-0.3	0.0	0.5	0.7	1.4															
Producción Minera (16)	0.3	0.7	1.1	1.1																
Empleo (17)	0.5	1.6	1.1																	
Ventas minoristas (18)	0.4	0.7																		
Índice Coincidente (19)	0.6																			
Proyección ponderada (20)																				

Nota: (a) Valores negativos de los estadísticos favorecen a los modelos de las filas respecto de las columnas. (b) Un valor inferior a -1.28 en el t-statistic implica que la nula de igualdad de capacidad predictiva se rechaza a favor de los modelos de las filas con un nivel de confianza superior o igual al 90%.

Tabla 9: Test de Giacomini y White para Diversas Especificaciones de la curva de Phillips híbrida
Inflación en Chile Enero 1986 - Mayo 2010
Proyecciones 12 Meses hacia adelante

Medida de actividad	Modelos con errores homoscedásticos										Modelos con errores GARCH(3,1)									
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)	(11)	(12)	(13)	(14)	(15)	(16)	(17)	(18)	(19)	(20)
IMACEC (1)	-2.2	-2.5	-0.6	-1.1	-1.8	-1.1	-3.0	-1.6	-2.1	-0.1	-1.5	-1.4	-0.1	-1.2	-2.0	-1.7	-1.8	-0.8		
Ventas Supermercados (2)	-0.1	2.2	2.0	0.1	1.6	-1.0	1.1	-0.5	-2.2	2.2	1.0	2.3	1.6	-0.7	0.6	0.1	0.2	1.8		
Permisos de Edificación (3)	2.8	2.8	0.3	2.5	-1.1	2.0	-0.2	-3.5	-1.2	2.5	2.8	2.4	-0.8	1.0	0.3	0.5	1.4			
Producción Industrial (4)	-1.1	-1.8	-1.0	-3.2	-1.6	-2.2	-0.4	1.4	1.2	0.9	-1.1	-2.0	-1.6	-1.7	-1.8	-0.6				
Ventas Industriales (5)	-1.6	-0.2	-3.3	-1.2	-1.9	-1.3	1.0	0.7	-1.5	-0.6	-1.8	-1.2	-1.6	-1.5	0.0					
Producción Minera (6)	1.4	-1.2	0.9	-0.5	-2.5	-0.7	-0.9	-1.8	-1.5	-1.5	0.5	0.0	0.1	1.0						
Empleo (7)	-3.6	-1.9	-1.5	-1.3	0.8	0.5	-1.3	0.1	1.8	-1.4	-1.6	-1.7	0.1							
Ventas minoristas (8)	2.8	0.6	-4.0	-2.2	-2.2	-3.2	-3.2	0.0	-2.0	1.5	1.5	1.9								
Índice Coincidente (9)	-1.2	-2.4	0.0	-0.2	-1.7	-0.9	1.5	0.5	1.1	-1.2	0.6									
Proyección ponderada (10)	-2.4	-1.5	-1.2	-2.2	-1.7	0.6	-0.8	-0.4	-0.5	1.8										
IMACEC (11)	-1.7	-1.8	0.1	-2.1	-2.7	-2.0	-2.7	-2.6	-0.6											
Ventas Supermercados (12)	0.2	1.6	0.7	-1.3	-0.3	-0.8	-0.7	0.8												
Permisos de Edificación (13)	1.6	0.5	-1.5	-0.5	-1.1	-1.0	0.4													
Producción Industrial (14)	-1.5	-2.0	-1.7	-1.8	-1.8	-0.9														
Ventas Industriales (15)	-1.8	-1.0	-1.6	-1.4	0.2															
Producción Minera (16)	1.3	1.2	1.3	1.4																
Empleo (17)	-0.6	-0.9	0.7																	
Ventas minoristas (18)	0.1	0.9																		
Índice Coincidente (19)	0.9																			
Proyección ponderada (20)																				

Nota: (a) Valores negativos de los estadísticos favorecen a los modelos de las filas respecto de las columnas. (b) Un valor inferior a -1.28 en el t-statistic implica que la nula de igualdad de capacidad predictiva se rechaza a favor de los modelos de las filas con un nivel de confianza superior o igual al 90%.

Tabla 10: Test de Giacomini y White para Diversas Especificaciones de la curva de Phillips híbrida

Inflación en Chile Enero 1986 - Mayo 2010
Proyecciones 24 Meses hacia adelante

Medida de actividad	Modelos con errores homoscedásticos										Modelos con errores GARCH(3,1)										
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)	(11)	(12)	(13)	(14)	(15)	(16)	(17)	(18)	(19)	(20)	
IMACEC (1)	-2.9	-1.6	-1.1	-1.1	-0.6	-1.3	-2.6	-1.4	-2.2	0.1	-2.7	-1.5	-1.3	-1.0	-0.2	-0.8	-0.9	-0.6	-2.5		
Ventas Supermercados (2)		2.7	3.5	3.7	3.1	3.4	1.2	3.5	1.6	-3.7	1.7	2.6	3.1	3.7	3.2	3.3	3.5	3.8	1.2		
Permisos de Edificación (3)			1.6	1.7	1.6	1.0	-1.2	0.8	-2.0	-2.6	2.5	0.4	1.1	1.7	1.6	1.5	1.1	1.9	-2.2		
Producción Industrial (4)				-0.4	0.3	-0.7	-2.4	-1.1	-2.6	-1.8	3.4	1.3	-0.9	-0.3	0.6	0.3	-0.2	0.3	-3.1		
Ventas Industriales (5)					0.5	-0.6	-2.4	-1.1	-2.6	-1.8	3.5	1.2	0.3	0.2	0.7	0.4	0.0	0.5	-3.1		
Producción Minera (6)																					
Empleo (7)																					
Ventas minoristas (8)											1.9	-0.4	-3.3	0.9	-1.3	-2.0	-2.4	-2.6	2.3	2.5	-0.6
Indice Coincidente (9)																					
Proyección ponderada (10)																					
IMACEC (11)																					
Ventas Supermercados (12)																					
Permisos de Edificación (13)																					
Producción Industrial (14)																					
Ventas Industriales (15)																					
Producción Minera (16)																					
Empleo (17)																					
Ventas minoristas (18)																					
Indice Coincidente (19)																					
Proyección ponderada (20)																					

Nota: (a) Valores negativos de los estadísticos favorecen a los modelos de las filas respecto de las columnas. (b) Un valor inferior a -1.28 en el t-statistic implica que la nula de igualdad de capacidad predictiva se rechaza a favor de los modelos de las filas con un nivel de confianza superior o igual al 90%.

Raíz del error cuadrático medio considerando el filtro de Hodrick Prescott para el cálculo de la brecha de los indicadores líderes de actividad económica

Tabla 3: RECM de las Proyecciones basadas en la Curva de Phillips

Medida de Actividad	1 mes hacia adelante		3 mes hacia adelante	
	Errores homoscedásticos	Errores GARCH(3,1)	Errores homoscedásticos	Errores GARCH(3,1)
IMACEC	0.576236	0.52712*	0.596658	0.55916*
Ventas Supermercados	0.582670	0.542316	0.608314	0.589859
Permisos de Edificación	0.560343	0.540958	0.603232	0.59551
Producción Industrial	0.578108	0.555843	0.607244	0.589806
Ventas Industriales	0.558345	0.542616	0.58888*	0.590049
Producción Minera	0.551065	0.532733	0.598470	0.600295
Empleo	0.54856*	0.528603	0.589942	0.58312
Ventas minoristas	0.583846	0.539595	0.638655	0.590279
Indice Coincidente	0.549843	0.528811	0.592907	0.582932
Proyección ponderada	0.573959	0.538226	0.606651	0.583857

Tabla 3: RECM de las Proyecciones basadas en la Curva de Phillips

Medida de Actividad	6 mes hacia adelante		12 mes hacia adelante	
	Errores homoscedásticos	Errores GARCH(3,1)	Errores homoscedásticos	Errores GARCH(3,1)
IMACEC	0.583530	0.56228*	0.57885*	0.56745*
Ventas Supermercados	0.594192	0.568467	0.625363	0.601763
Permisos de Edificación	0.606161	0.600776	0.632145	0.615481
Producción Industrial	0.594028	0.580217	0.594579	0.591388
Ventas Industriales	0.57794*	0.589563	0.599834	0.601558
Producción Minera	0.594325	0.624732	0.619353	0.657920
Empleo	0.578101	0.588028	0.597860	0.601107
Ventas minoristas	0.632643	0.598319	0.644293	0.626412
Indice Coincidente	0.584766	0.590821	0.611200	0.609795
Proyección ponderada	0.602792	0.56363	0.630019	0.589755

Tabla 3: RECM de las Proyecciones basadas en la Curva de Phillips

Medida de Actividad	24 mes hacia adelante	
	Errores homoscedáticos	Errores GARCH(3,1)
IMACEC	0.50576*	0.50618*
Ventas Supermercados	0.612448	0.615897
Permisos de Edificación	0.572678	0.569712
Producción Industrial	0.511216	0.514913
Ventas Industriales	0.537755	0.535419
Producción Minera	0.541780	0.530976
Empleo	0.551307	0.533508
Ventas minoristas	0.609172	0.564419
Indice Coincidente	0.566133	0.547892
Proyección ponderada	0.590952	0.591978