

---

## ¿Cuál es el Nivel Óptimo de Desagregación para Predecir el IPC Chileno?<sup>1</sup>.

---

CAROLINA GODOY<sup>2</sup>  
JUAN DE DIOS TENA<sup>3</sup>

### RESUMEN

Este trabajo evalúa a nivel empírico el nivel de desagregación óptimo para la predicción del IPC Chileno. Comparando las proyecciones obtenidas a partir de un modelo para la serie del IPC agregado y para desagregaciones en 8 y 41 componentes, se concluye que la mejor predicción se obtiene al considerar el nivel máximo de desagregación. Es más, a partir de este análisis, se presenta una nueva definición de inflación subyacente en Chile que surge de la identificación de los componentes desagregados más erráticos.

**Palabras claves:** IPC chileno, inflación subyacente, modelos de series temporales desagregados.

### ABSTRACT

This work evaluates empirically the level of optimum disaggregations for predicting the Chilean IPC. The projections made using a model for the aggregated IPC series and for disaggregations in 8 and 41 components shows that the best prediction is obtained when considering the maximum level of disaggregation. Moreover, a new definition of underlying inflation in Chile arose from the identification of the most erratic disaggregated components in this analysis.

**Key words:** Chilean IPC, underlying inflation, disaggregation of time series models

### I. INTRODUCCIÓN

La predicción de la inflación constituye una actividad fundamental, cuya utilidad se extiende a la práctica totalidad de los agentes económicos. Así, los bancos centrales requieren conocer la probabilidad de presiones inflacionarias en un futuro cercano, ya que las políticas monetarias destinadas al control de la inflación sólo tienen efecto tras varios meses de retardo. También, este conocimiento es

- 
- 1 Agradecemos los incisivos y útiles comentarios de dos árbitros anónimos, de Iván Araya y Eugenio Bobenrieth. Cualquier error que permanezca en el documento es exclusiva responsabilidad de los autores.
  - 2 Carolina Godoy, Universidad de Concepción, Departamento de Economía, Victoria 471, e-mail: carolgodoy@udec.cl.
  - 3 Autor para correspondencia: Juan de Dios Tena, Universidad de Concepción, Departamento de Economía, Victoria 471 - Oficina 242 - Concepción, Chile, email: juande@udec.cl y Universidad Carlos III, Departamento de Estadística, C/Madrid 126. 28903 Getafe (Madrid), España, e-mail: jtena@est-econ.uc3m.es. Teléfono: +56 41203204. Fax +56 41254591

clave en las negociaciones de diferentes grupos económicos. Por ejemplo, entre empresarios y sindicatos o entidades de crédito y acreedores.

En este contexto, una pregunta relevante es en qué medida se puede mejorar la fiabilidad de las previsiones inflacionistas mediante el empleo de la información proporcionada por sus diferentes componentes desagregados. Este trabajo evalúa a nivel empírico el nivel de desagregación óptimo en la predicción del Índice de Precios al Consumidor (IPC a partir de ahora) de Chile en el corto plazo. Más concretamente, se realizan distintas predicciones del IPC agregado a partir de modelos para la serie agregada así y su desagregación en 8 y 41 componentes. Aunque el Banco Central de Chile considera modelos para 8 grupos de bienes y servicios a la hora de predecir el IPC agregado (véase Banco Central de Chile - 2003), una pregunta empírica de relevancia está en investigar si un nivel diferente de desagregación puede mejorar estas predicciones.

Para esto, hacemos uso de los modelos ARIMA univariantes popularizados por Box y Jenkins (véase Box et al., 1994). Dos razones fundamentales aconsejan el uso de esta metodología en nuestro contexto particular. Primero, debido a su adaptabilidad, estos modelos univariantes no han sido superados por metodologías más complejas. Esta afirmación está en consonancia con trabajos recientes de Cecchetti et al. (2000) y Banerjee y Marcelino (2002). Segundo, usar herramientas extrapolativas tan simples facilita la comparación de las predicciones obtenidas bajo los 3 diferentes niveles de desagregación, dado que las predicciones obtenidas no pueden deberse al uso de diferentes tipos de modelos econométricos.

Un resultado suficientemente conocido a nivel teórico es que la información proporcionada por los elementos desagregados de un índice de precios debe ayudar a predecir la serie agregada (véase Hendry y Hubrich - 2005). Sin embargo, a nivel práctico, el nivel óptimo de desagregación es una cuestión sujeta aún a controversia. Trabajos empíricos recientes, en su mayoría para países desarrollados, parecen indicar en la mayoría de los casos que la predicción a partir de modelos desagregados es preferible a la modelización agregada. Por ejemplo, autores como Lorenzo (1997), Espasa et al. (2002) y Zellner y Tobias (2000) encuentran resultados que favorecen el uso de información desagregada en la zona euro y los Estados Unidos. Sin embargo, una excepción a este patrón se encuentra en los resultados obtenidos por Hubrich (2005), que sugieren que la agregación de predicciones por componentes no necesariamente ayuda a predecir la inflación agregada en la zona euro.

De forma general, en la praxis existen dos efectos contrapuestos en la predicción de un índice de precios agregado a partir de modelos para componentes desagregados. Por un lado, los precios de bienes en diferentes sectores pueden tener evoluciones distintas al estar afectados de forma diferente por los shocks económicos fundamentales. De este modo, la modelización estadística de cada uno de los componentes por separado parece la forma natural

de proceder para captar el diferente comportamiento de las series. Sin embargo, por otro lado, la desagregación puede deteriorar la calidad de los datos haciendo más difícil la especificación de modelos y, por ende, la predicción económica.

Esta dicotomía adquiere especial importancia en la predicción del IPC en países en vías de desarrollo y, en concreto, del chileno. En este caso no cabría esperar importantes ventajas en la modelización de los diferentes componentes del IPC chileno, debido al bajo número de observaciones y a la baja calidad de las series para un nivel alto de desagregación, por lo cual resulta muy interesante el conocer si la desagregación tiene ventajas, incluso, en países cuya calidad de datos económicos desagregados es muy baja.

La estructura del resto de este artículo es como sigue. En la siguiente sección se explica de forma breve las implicaciones que tienen diferentes especificaciones ARIMA en la evolución de las series en el largo plazo. En la Sección III se realizan y comparan predicciones del IPC chileno usando diferentes niveles de desagregación. En la Sección IV se presenta y discute una nueva serie de inflación subyacente basada en el uso de la desagregación del IPC en 41 subgrupos. Las más importantes conclusiones de este análisis se describen en la Sección V.

## II. MODELIZACIÓN ARIMA Y PREDICCIÓN ECONÓMICA.

En esta sección se hace una breve descripción de las implicaciones que tiene el orden de integración de un modelo ARIMA  $(p, d, q)$  a la hora de predecir series económicas siguiendo las líneas en Espasa y Cancelo (1993) y Box et al. (1994). Este desarrollo será especialmente útil para explicar los resultados empíricos obtenidos en la siguiente sección.

De forma general, un modelo ARIMA  $(p, d, q)$  para la variable  $y_t$  queda definido por la expresión:

$$\varphi_{p+d}(L)(y_t - \mu) = \theta_q(L) \quad (2.1)$$

donde  $L$  es un operador de retardos;  $\varphi_{p+d}(L)$  y  $\theta_q(L)$  son polinomios en  $L$  de orden  $p+d$  y  $q$  respectivamente;  $\mu$  es un parámetro que representa la media incondicional del proceso; y  $a_t$  es un término de error con características de ruido blanco gaussiano. Asumimos que la ecuación característica  $\varphi_{p+d}(x) = 0$  contiene  $p$  raíces fuera del círculo unidad y  $d$  raíces en el círculo unidad, mientras todas las raíces de la ecuación  $\theta_q(L)$  están fuera del círculo unidad.

Nótese que en el modelo (2.1), la proyección de la variable  $y_t$  en el futuro suficientemente lejano depende fundamentalmente del número de raíces unitarias contenidas en el polinomio  $\varphi_{p+d}(L)$ . Así, situándonos en el periodo  $t$  la predicción que hacemos de  $y_t$  en un periodo suficientemente largo  $t+k$

( $k \geq p+d$ ),  $\hat{y}_{t+k}$ , viene definida por

$$\hat{y}_{t+k}^{-\mu} = \varphi_1(\hat{y}_{t+k-1}^{-\mu}) + \varphi_2(\hat{y}_{t+k-2}^{-\mu}) + \dots + \varphi_p(\hat{y}_{t+k-p}^{-\mu}) \quad (2.2)$$

En la expresión (2.2), las predicciones de  $\hat{y}_{t+k-1}, \hat{y}_{t+k-2}, \dots, \hat{y}_{t+k-p}$ ,  $\hat{y}_{t+k-1}$  se pueden obtener sustituyendo por su valor conocido o, en su defecto, procediendo de forma recursiva a partir del modelo (2.1).

Usando la ecuación en diferencias definida en (2.2), es inmediato comprobar que la dinámica en el largo plazo de  $y_t$  dependerá del número de raíces unitarias en el polinomio autoregresivo. Se pueden diferenciar cuatro casos relevantes en predicción: (1) si  $d=0$ ,  $y_t$  converge a su media incondicional  $\mu$ ; (2) si  $d=1$  y  $\mu=0$ ,  $y_t$  converge a una constante que cambia con las condiciones del sistema; (3) si  $d=1$  y  $\mu \neq 0$ , la evolución de  $y_t$  viene determinada por una tendencia lineal cuya pendiente es determinista y su intercepto cambia con las condiciones del sistema; y (4) si  $d=2$  y  $\mu=0$ ,  $y_t$  viene determinada por una tendencia lineal en la que ambos, tendencia e intercepto, se adaptan a las condiciones del sistema<sup>4</sup>.

Además, la distinción de estos cuatro casos es también relevante a la hora de obtener la varianza del error de predicción. Es también trivial obtener la varianza del error de predicción cuando  $d=0$  a partir de la representación de medias móviles infinitas del proceso (2.1),  $y_t = \varphi_{d+1}^{-1} \theta_{\sigma(L)} a_t = \sum \psi_i(L) a_t$ , como:

$$E(y_{t+k} - y_t)^2 = (1 + \psi_1^2 + \psi_2^2 + \dots + \psi_k^2) \sigma^2 \quad (2.3)$$

Cuando el proceso es estacionario,  $d=0$ , la varianza del error de predicción converge a una constante al incrementarse el horizonte de predicción,  $k$ . Sin embargo, cuando  $d \neq 0$ , la incertidumbre en la predicción se incrementa al aumentar  $k$ .

### III. PREDICCIÓN BAJO DIFERENTES NIVELES DE DESAGREGACIÓN.

#### III.1. Análisis de las series y especificación de modelos.

Consideramos series del IPC chileno obtenidas del Instituto Nacional de Estadísticas de Chile (INE de aquí en adelante). Este organismo señala tres niveles básicos de desagregación del IPC. El primer nivel lo compone la serie agregada, el segundo nivel de desagregación está formado por ocho grupos y un tercer

4 El caso  $d=2$  y  $\mu \neq 0$  no es un supuesto realista para la predicción de series económicas, ya que implicaría una tendencia cuadrática en la evolución de  $y_t$

nivel de desagregación lo componen 41 subgrupos<sup>5</sup>. Utilizamos series mensuales del IPC agregado desde enero 1990, mientras las series del segundo y tercer nivel de desagregación están disponibles desde enero 1999.

En nuestro análisis transformamos todas las variables en logaritmos naturales. Esto es especialmente útil por dos razones: 1) para eliminar la heterocedasticidad condicional que presentan las series originales en las que el nivel de precios está relacionado con su varianza; y 2) porque permite liberarnos de la arbitraria unidad de medida que imponen los números índices, pudiendo interpretar las diferencias de las series en logaritmos como tasas de inflación.

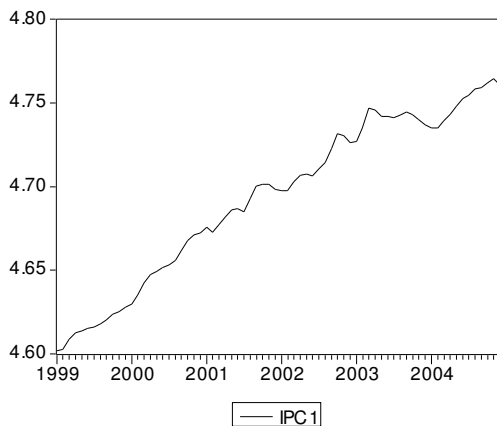
Las Figuras N°1 y N°2 muestran, respectivamente, los gráficos del IPC agregado y desagregado para los 8 grupos que constituyen el primer nivel de desagregación. La simple observación de la serie agregada revela crecimiento sistemático en la serie que parece consistente con la presencia de, al menos, una raíz unitaria. Cuando se considera el nivel de desagregación en ocho grupos, se puede observar una clara heterogeneidad en el comportamiento de las diferentes series. Así, los precios de los grupos de equipamiento de la vivienda, vestuario y otros tienen tendencia decreciente, mientras las series de alimentación, educación y recreación, salud, transporte y vivienda presentan crecimiento sistemático. Además, existen importantes diferencias en la volatilidad de las series. Por ejemplo, la desviación típica de las primeras diferencias de las series en logaritmos presenta un valor de 16.1 para el grupo E, transporte, comparado con el grupo C, equipamiento de la vivienda, cuya desviación típica es de 1.9. Esta información sugiere la conveniencia de usar modelos estadísticos desagregados que puedan capturar la heterogeneidad de comportamiento en cada uno de los ocho grupos.

---

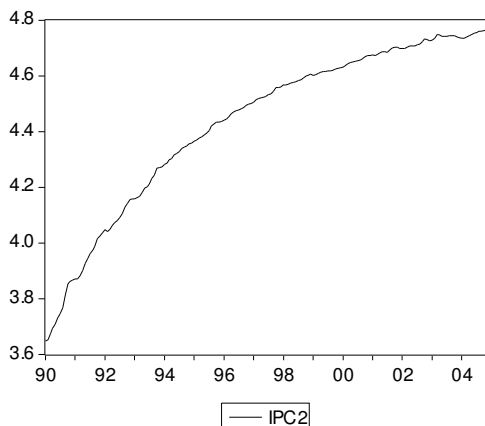
5 Los 8 grupos incluidos en el segundo nivel de desagregación son: A)alimentación, B)vivienda, C)equipamiento de la vivienda, D)vestuario, E)transporte, F)salud, G)educación y recreación, y H)otros. Los 41 subgrupos incluidos en el tercer nivel de desagregación son : a1)pan, cereales y productos para cóctel; a2)carnes, cecinas y embutidos; a3)pescados y mariscos; a4)productos lácteos y huevos; a5)aceites, mantequillas y grasas; a6)azúcares y bebidas estimulantes; a7)sopas condimentos y aderezos; a8)bebidas analcohólicas; a9)bebidas alcohólicas; a10)alimentos fuera del hogar y preparados para llevar; a11)frutas y verduras; b1)arriendo y otros gastos fijos; b2)servicios básicos, b3)comunicaciones; b4)reparaciones y conservación de la vivienda; b5)servicio doméstico; c1)mantenimiento y aseo; c2)electrónica; c3)muebles, accesorios y decoración; c4)línea blanca; c5)ropa de cama y otros artículos para el hogar; c6)jardín, alimentos y gastos en animales domésticos; c7)loza, cristalería y vajilla; d1)vestuario de mujer; d2)vestuario de hombre; d3)vestuario infantil; d4)accesorios; d5)calzado; d6)servicio para vestuario y calzado; e1)transporte público; e2)transporte privado; f1)servicios médicos; f2)productos médicos; f3)cuidados personales; g1)servicios de educación; g2)artículos de educación; g3)servicios de cultura y recreación; g4)artículos de recreación; h1)servicios profesionales; h2)tabaco; h3)otros gastos.

**FIGURA N° 1**  
**SERIES AGREGADAS DEL IPC CHILENO (EN LOGARITMO NATURAL).**

**Serie mensual IPC chileno**  
**Enero 1999-Diciembre 2004 (IPC agregado 1).**

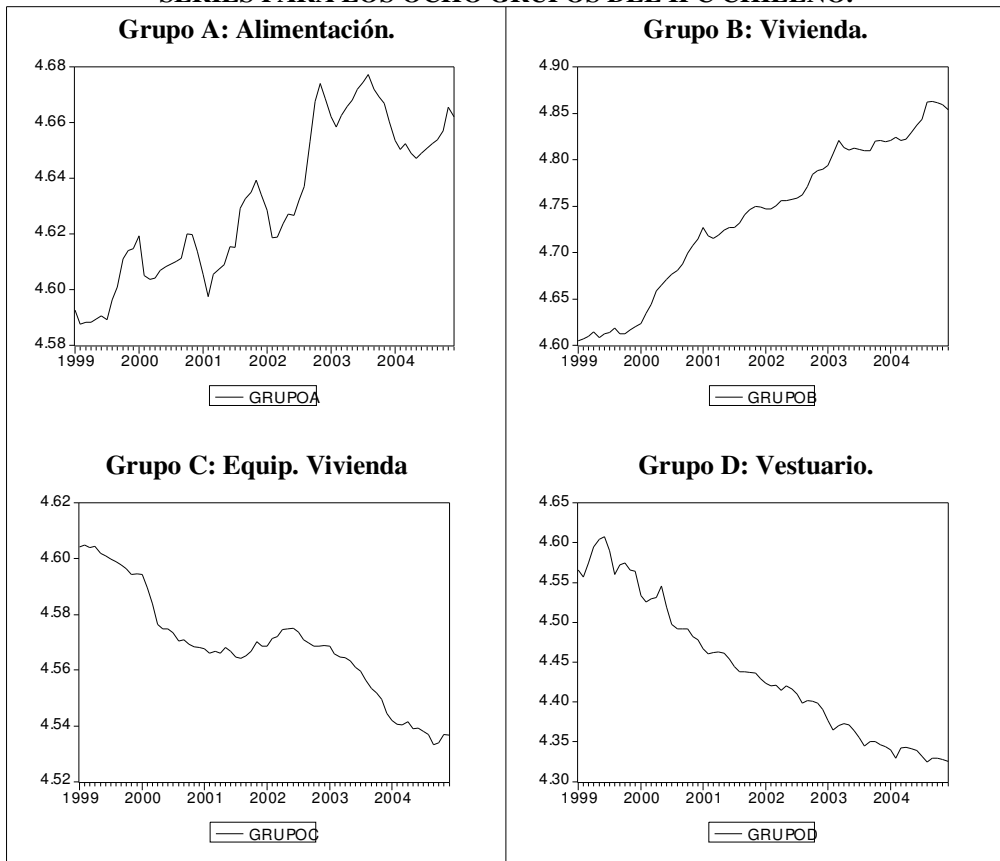


**Serie mensual IPC chileno**  
**Enero 1990-Diciembre 2004 (IPC agregado 2).**



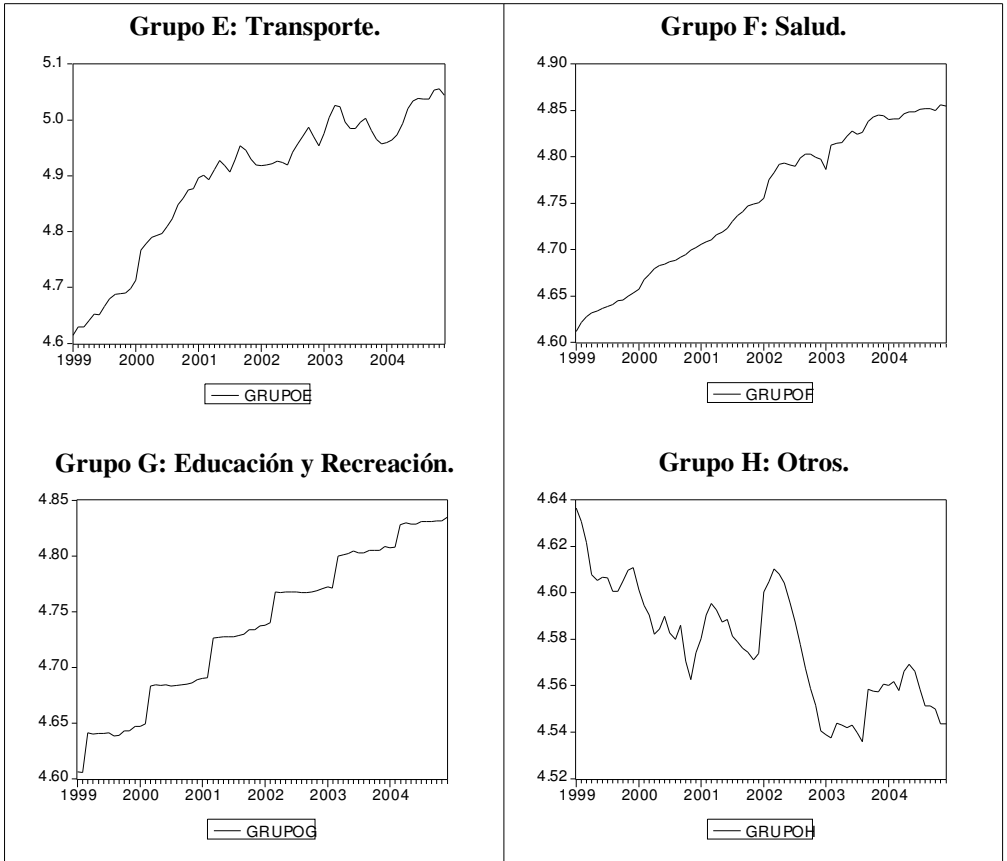
Fuente: Instituto Nacional de Estadísticas de Chile (INE).

**FIGURA N° 2**  
**SERIES PARA LOS OCHO GRUPOS DEL IPC CHILENO.**



Fuente: Instituto Nacional de Estadísticas de Chile (INE).

**FIGURA N° 2  
CONTINUACIÓN.**



Fuente: Instituto Nacional de Estadísticas de Chile (INE).

Es más, cuando descendemos a un nivel de desagregación en 41 subgrupos, uno puede observar importantes diferencias en el comportamiento de las diferentes series<sup>6</sup>. Así, por ejemplo, las series a10, b1, c3, h1, entre otras, parecen generadas por un proceso paseo aleatorio, que al tomar primeras diferencias tiene característica de ruido blanco. Otras como a1, b3 y c2, tras tomar primeras diferencias, se pueden caracterizar por procesos autoregresivos y/o de medias móviles. Finalmente, series como a9 parece estacionaria en niveles sin necesidad de tomar diferencias. De igual modo, se pueden observar importantes diferencias

6 Gráficos de los 41 subgrupos no se presentan para ahorrar espacio, pero pueden ser obtenidos de los autores bajo petición expresa.



en el nivel de volatilidad de las series. Los subgrupos más erráticos son a11, a3, e2 y d5 (frutas y verduras; pescados y mariscos; transporte privado; y calzado, respectivamente).

Para tomar una decisión sobre el orden de diferenciación requerido para transformar la serie en estacionaria, realizamos contrastes Dickey-Fuller aumentados para cada una de las series. La Tabla N°1 muestra los resultados de estos tests. Como puede observarse, tras tomar una diferencia, la hipótesis nula de ausencia de estacionariedad puede rechazarse en todos los casos a los niveles de confianza habitual. Es más, los contrastes sugieren que algunas series podrían ser ya estacionarias en niveles. Adicionalmente, contrastamos la posibilidad de incluir 11 variables artificiales relacionadas con cada uno de los meses para capturar la estacionalidad inherente en alguna de las series. La significatividad de estas 11 variables estacionales se contrastó con un test F para la series en primeras diferencias. Los resultados de este contraste pueden también observarse en la Tabla N° 1.

**TABLA N° 1**  
**CONTRASTE DICKEY-FULLER AUMENTADO PARA DETERMINAR EL**  
**NÚMERO DE RAÍCES UNITARIAS Y CONTRASTE F DE ESTACIONALIDAD**  
**DETERMINISTA.**

Serie	Test de estacionalidad	Series en Niveles			Series en Primeras Diferencias		
		Constante	Constante y tendencia	Sin constante	Constante	Constante y tendencia	Sin constante
IPC total 1	3.24***	-1.00	0.63	3.32	-5.43***	-5.67***	-3.41***
IPC total 2	5.21***	-7.54***	-4.07***	3.64	-4.83***	-7.42***	-3.50***
A	4.58***	0.06	1.01	1.21	-4.41***	-4.42***	-4.21***
B	0.52	-1.03	-1.99	3.21	-5.22***	-5.23***	-3.81***
C	0.53	-1.19	-1.80	-2.49**	-4.29***	-4.28***	-3.57***
D	5.99***	-0.19	2.11	-3.49***	-5.72***	-5.77***	-3.98**
E	1.89*	-1.08	0.05	2.35	-5.34***	-5.67***	-4.23***
F	2.30**	-1.01	2.22	4.50	-5.32***	-5.51***	-3.17***
G	77.78***	-2.03	1.75	7.38	-5.36***	-5.62***	-1.97**
H	1.20	-2.17	-3.07	-1.04	-5.05***	-5.01***	-4.97***
a1	0.36	-1.30	-2.21	0.60	-3.25***	-3.22*	-3.23***
a2	0.89	-1.21	-2.50	1.03	-5.41***	-5.37***	-5.31***
a3	1.91*	1.79	1.12	1.63	-6.21***	-6.47***	-5.72***
a4	2.36**	-0.22	0.46	0.84	-3.91***	-3.95**	-3.81***
a5	0.98	-1.24	-2.66	1.03	-4.13***	-4.09***	-3.99***
a6	1.40	-2.13	-1.82	0.65	-4.21***	-4.28***	-4.19***
a7	1.29	-0.97	-2.30	1.90	-4.61***	-4.55***	-4.12**
a8	1.06	-2.29	-3.36*	0.86	-5.13***	-5.09***	-5.06***
a9	1.13	-3.38**	-3.54**	0.56	-4.38***	-4.37***	-4.38***
a10	0.83	-1.28	-1.49	3.23	-5.31***	-5.39***	-4.11***
a11	8.89***	0.68	0.82	-0.73	-4.31***	-4.27***	-4.29**
b1	3.54***	-2.20	0.61	2.78	-3.22**	-4.07**	-2.44**
b2	0.47	-1.32	-2.34	2.77	-6.50***	-6.55***	-5.19**
b3	0.74	-0.33	-3.17*	1.72	-6.09***	-6.11***	-5.67***
b4	1.94*	0.35	1.97	4.41	-4.16***	-4.11***	-2.80***
b5	3.93***	-0.55	1.52	3.19	-3.95***	-4.05**	-2.66***

\*\*\*, \*\*, \* indica rechazo de la hipótesis nula a un nivel de significación de un 1%, 5% y 10%, respectivamente.

**TABLA N° 1  
CONTINUACIÓN.**

Serie	Test de estacionalidad	Series en Niveles			Series en Primeras Diferencias		
		Constante	Constante y tendencia	Sin constante	Constante	Constante y tendencia	Sin constante
c1	0.42	-1.12	-1.60	0.99	-4.53***	-4.48***	-4.45***
c2	0.41	-0.36	-1.38	-4.18***	-3.56***	-3.54**	-2.29**
c3	0.98	-2.36	-3.19*	-0.75	-5.76***	-5.83***	-5.74***
c4	1.18	-1.52	-2.79	-2.48**	-5.71***	-5.74***	-4.92***
c5	2.09**	0.76	1.51	-3.37***	-4.97***	-4.95***	-4.01***
c6	1.01	-1.73	-2.49	0.32	-6.38***	-6.33***	-6.40***
c7	1.04	0.96	-1.25	-2.06**	-7.63***	-8.28***	-7.07**
d1	4.40***	0.11	1.35	-2.96***	-4.58***	-4.57***	-3.57***
d2	5.11***	-0.26	2.00	-3.19***	-5.26***	-5.40***	-3.94***
d3	5.35***	-0.68	1.46	-3.42***	-3.94***	-4.09**	-2.66***
d4	4.31***	1.54	0.83	-3.19***	-5.44***	-5.53***	-4.05***
d5	7.94***	-0.52	2.33	-4.10***	-4.76***	-4.87***	-3.04***
d6	0.96	-0.49	-2.48	1.87	-5.09***	-5.06***	-4.69***
e1	1.10	-1.62	-2.00	2.08	-5.20***	-5.34***	-4.43***
e2	1.95*	-0.46	1.65	2.11	-7.61***	-7.83***	-6.39***
f1	2.41**	-2.00	0.17	4.22	-6.04***	-6.47***	-3.51***
f2	1.77*	0.12	2.31	3.56	-5.44***	-5.40***	-4.12***
f3	0.99	-1.80	-1.65	2.86	-4.80***	-5.05***	-3.94***
g1	91.25***	-2.58	0.28	6.00	-6.08***	-6.58***	-2.60***
g2	1.12	-1.46	-2.22	2.64	-6.12***	-6.19***	-5.35***
g3	1.03	0.66	-3.59**	2.07	-6.74***	-7.03***	-6.20***
g4	1.59	0.95	-1.55	-2.27**	-6.75***	-7.03***	-6.14***
h1	2.30**	-1.01	0.88	2.02	-6.33***	-6.44***	-6.00***
h2	0.87	-1.62	-2.24	2.70	-6.57***	-6.74***	-5.59***
h3	1.45	-1.39	-3.52**	-2.94***	-5.29***	-5.33***	-4.22***

Fuente: Elaboración propia.

\*\*\*, \*\*, \* indica rechazo de la hipótesis nula a un nivel de significación de un 1%, 5% y 10%, respectivamente.

Una vez determinado el orden de integración, se proponen diferentes modelos ARIMA para cada una de las series (agregadas, grupos y subgrupos), que

sean plausibles, basándose en la interpretación de gráficos y correlogramas. En cada caso, para escoger entre los diferentes modelos propuestos, se consideran los datos desde enero del año 1999 hasta diciembre del año 2003, y se hace una predicción para el año 2004 con todos los posibles modelos, escogiendo finalmente el modelo que arroja un menor error cuadrático medio de predicción en el año 2004.

Dos puntos deben ser mencionados sobre este proceso de búsqueda de modelos. Primero, en los casos que los contrastes de raíces unitarias reflejan dudas sobre la conveniencia de tomar o no diferencias, se han considerado especificaciones de modelos ARIMA para ambos casos, escogiendo finalmente el que daba un menor error cuadrático de predicción. El segundo punto se refiere a la presencia de estacionalidad de algunas de las series. En los casos en que los contrastes F de estacionalidad fueron significativamente diferentes de cero al 10%, los modelos propuestos incorporaron variables artificiales centradas para capturar este comportamiento estacional.

Los modelos finalmente seleccionados, así como diferentes contrastes residuales, pueden encontrarse en la Tabla N°2. En muchos de los casos, la hipótesis de normalidad no puede aceptarse para los residuos del modelo a los niveles de confianza habitual, esto es debido a la presencia de importantes datos atípicos. El histograma de la transformación estacionaria de las series con datos atípicos revela que, claramente, no viene generada por una distribución de colas gruesas, sino que la no normalidad es producto de un pequeño número de datos atípicos. Para corregir esto, se procedió a un análisis de intervención tratando uno por uno y de forma secuencial todos los datos atípicos cuyo t-valor fuera superior a 3.5. Haciendo esto también se corrigió la autocorrelación serial presente en los residuos de algunos de los modelos. Sin embargo, las predicciones para el año 2004 de los modelos con análisis de intervención nunca superaron a la de los modelos sin análisis de intervención, por lo que escogimos estos últimos para el resto del análisis.

**TABLA N° 2**  
**MODELOS ARIMA(P,D,Q) PARA LAS DIFERENTES SERIES Y CONTRASTES RESIDUALES.**

Serie	Modelo	Contrastes residuales referidos a modelos sin análisis de intervención			Referidos a modelos con análisis de intervención.		
		Test de Normalidad (Jarque Bera)	Correlación serial (Contraste F)	Test ARCH	Test de Normalidad (Jarque Bera)	Correlación serial (Contraste F)	Test ARCH
IPC total 1	ARIMA(1,1,0)	0.14	1.21	0.10	-	-	-
IPC total 2	t. determinística	309.03***	6.66***	11.72***	-	-	-
A	ARIMA(1,1,0)	9.55***	0.13	0.60	2.09	0.48	0.69
B	ARIMA(1,1,0)	2.75	0.21	0.18	-	-	-
C	ARIMA(1,0,0)	1.04	0.24	1.02	-	-	-
D	ARIMA(0,1,0)	16.08***	6.82***	5.67**	13.56***	1.59	0.30
E	ARIMA(2,1,0)	3.14	0.36	0.39	-	-	-
F	ARIMA(0,1,0)	11.27	0.15	0.53	-	-	-
G	ARIMA(0,1,1)	377.68***	0.22	0.23	0.59	0.65	2.18
H	ARIMA(1,1,0)	68.31***	0.81	0.25	2.53	1.42	0.21
a1	ARIMA(2,1,0)	5.92*	0.79	0.53	-	-	-
a2	ARIMA(0,1,0)	1.19	0.75	0.28	-	-	-
a3	ARIMA(0,1,1)	31.44***	2.00	0.17	1.98	0.93	1.54
a4	ARIMA(1,1,0)	1.08	0.19	0.02	-	-	-
a5	ARIMA(1,1,0)	0.19	0.14	0.01	-	-	-
a6	ARIMA(1,1,0)	3.59	0.56	0.11	-	-	-
a7	ARIMA(0,1,1)	51.12***	0.14	0.34	0.58	0.20	0.37
a8	ARIMA(0,1,1)	205.36***	0.54	0.42	5.22*	1.57	3.02
a9	ARIMA(2,0,0)	0.32	1.34	0.40	-	-	-
a10	ARIMA(0,1,0)	5.49*	0.94	0.56	1.76	0.70	0.99
a11	ARIMA(1,1,0)	2.45	0.53	0.43	-	-	-
b1	ARIMA(0,1,0)	5.20*	2.99***	0.80	1.67	7.01***	14.00***
b2	ARIMA(0,1,1)	23.24***	0.72	0.27	1.11	0.85	0.85
b3	ARIMA(1,1,0)	200.88***	1.14	0.11	3.12	1.11	2.15
b4	ARIMA(0,1,1)	81.25***	1.12	1.83	2.76	0.34	0.15
b5	ARIMA(1,1,0)	29.50***	0.88	9.13***	1.41	0.09	0.13

\*\*\*, \*\*, \* indica rechazo de la hipótesis nula a un nivel de significación de un 1%, 5% y 10%, respectivamente.

**TABLA N° 2  
CONTINUACIÓN.**

Serie	Modelo	Contrastes residuales referidos a modelos sin análisis de intervención			Referidos a modelos con análisis de intervención.		
		Test de Normalidad (Jarque Bera)	Correlación serial (Contraste F)	Test ARCH	est de Normalidad (Jarque Bera)	Correlación serial (Contraste F)	Test ARCH
c1	ARIMA(0,1,0)	2.42	1.77	0.57	-	-	-
c2	ARIMA(1,1,0)	15.94***	4.05***	2.72	5.13*	1.11	1.36
c3	ARIMA(0,1,0)	5.49*	1.59	1.26	1.05	0.46	0.50
c4	ARIMA(0,1,0)	0.34	0.79	0.31	-	-	-
c5	ARIMA(0,1,0)	0.61	1.59	2.18	-	-	-
d3	ARIMA(0,1,0)	19.43***	3.92***	6.40**	3.76	2.65**	4.60**
d4	ARIMA(0,1,1)	6.13**	0.29	0.03	0.97	0.45	0.77
d5	ARIMA(0,1,0)	43.53***	6.68***	0.32	0.83	1.18	0.57
d6	ARIMA(0,1,0)	15.93***	3.39**	0.17	4.20	0.04	0.02
e1	ARIMA(0,1,1)	99.88***	1.18	0.07	2.10	4.10***	1.88
e2	ARIMA(0,1,2)	2.40	0.70	0.44	-	-	-
f1	ARIMA(1,1,0)	55.76***	2.59**	0.17	18.91***	4.73***	9.68***
f2	ARIMA(0,1,0)	27.54***	1.65*	4.39**	6.34**	0.85	1.14
f3	ARIMA(0,1,0)	105.50***	1.01	0.05	0.31	3.36**	4.59**
g1	ARIMA(0,1,1)	823.51***	0.01	0.20	85.20***	1.65	0.12
g2	ARIMA(0,1,0)	108.02***	0.25	0.02	0.45	0.87	0.73
g3	t. determinística	5.62*	28.14***	164.80***	4.82*	1.08	1.72
g4	ARIMA(0,1,1)	197.20***	12.36***	0.30	1.85	1.72	0.22
h1	ARIMA(0,1,0)	6.75**	1.86*	0.07	1.01	0.94	1.49
h2	ARIMA(0,1,1)	254.25***	0.64	0.54	254.25***	0.64	0.86
h3	ARIMA(1,1,0)	7.94**	1.03	0.20	1.01	0.99	0.13

Fuente: Elaboración propia.

\*\*\*, \*\*, \* indica rechazo de la hipótesis nula a un nivel de significación de un 1%, 5% y 10%, respectivamente.

Del mismo modo, especificamos diferentes tipos de modelos ARCH y GARCH en los casos en los que se detectó heterocedasticidad en los residuos. Sin embargo, no seleccionamos estos modelos, ya que no superaron en ningún caso las predicciones ofrecidas por los modelos ARIMA lineales.

### III.2. Comparación de predicciones.

Una vez especificados los diferentes modelos, estimamos nuevamente los modelos ARIMA seleccionados usando observaciones para el periodo 1999:01-2004:12 y procedimos a realizar 3 predicciones del IPC agregado para el periodo 2005:01-2006:08, a partir de modelos para los tres niveles de desagregación: agregado, desagregación en 8 grupos y desagregación en 41 subgrupos. Las predicciones del IPC agregado a partir de desagregados se obtienen de los modelos para los diferentes grupos y subgrupos usando las ponderaciones que ofrece el INE sobre el peso de cada grupo y cada subgrupo dentro del IPC.

Resultados del error cuadrático medio y error absoluto de predicción del IPC agregado a partir de los 3 niveles de agregación pueden observarse en la Tabla N°3. Las dos primeras columnas muestran el error de predicción del IPC usando un único modelo para el agregado con datos desde enero 1990 y enero 1999. Como puede observarse, la predicción del IPC a partir del modelo que usa sólo los datos más recientes supera la predicción del modelo que considera todos los datos. Este resultado no debe causar sorpresa, ya que la evolución del IPC chileno ha estado sujeta a importantes cambios estructurales, lo que hace difícil encontrar un único modelo que caracterice de forma satisfactoria la evolución de la serie para un periodo largo de tiempo.

**TABLA N° 3  
RESULTADOS DE PREDICCIÓN BAJO LOS 3 DIFERENTES NIVELES DE  
DESAGREGACIÓN.**

	Predicción del IPC Agregado			
	A partir del IPC agregado 2 (I)	A partir del IPC agregado 1 (II)	A partir de 8 grupos.	A partir de 41 subgrupos
<b>Error absoluto de predicción</b>	43.36	22.64	20.50	16.15
<b>Error cuadrático medio de predicción</b>	123.38	34.12	27.69	17.24
	Predicción de la Tasa Anual de Inflación Agregada			
<b>Error absoluto de predicción</b>	30.22	18.66	16.98	15.88
<b>Error cuadrático medio de predicción</b>	53.91	21.12	17.40	14.90

Fuente: Elaboración propia.

(I) Considera un modelo para la serie agregada utilizando información muestral para el periodo enero 1990-diciembre 2004.

(II) Considera un modelo para la serie agregada utilizando información muestral para el periodo enero 1999-diciembre 2004.

Adicionalmente, hemos experimentado (aunque no mostramos en este artículo) la posibilidad de que la serie agregada tenga cambios estructurales en diferentes años. Los resultados de contrastes de cambio estructural de Chow sugieren que una fecha probable para situar ese cambio estructural es diciembre de 1995. Sin embargo, las predicciones basadas en modelos desagregados son también claramente superiores a las de un modelo agregado que considera información desde enero de 1996.

Cuando a partir de la información de la Tabla N°3 se comparan las predicciones del IPC usando diferentes niveles de desagregación (columnas 2, 3 y 4), se observa una mejora leve de la predicción al aumentar el nivel de desagregación para 8 grupos, comparado con la predicción obtenida a partir del modelo del IPC agregado. Sin embargo, las ventajas más claras de la desagregación se obtienen al considerar los modelos para los 41 subgrupos.

Dado que la variable de interés por el analista no es el IPC sino sus tasas de crecimiento, consideramos además las predicciones de la tasa de inflación anual usando los diferentes niveles de agregación. El error absoluto y el error cuadrático medio de cada predicción están incluidos en la Tabla N°3. Estos resultados también indican que las predicciones basadas en un nivel de desagregación de 41 subgrupos son siempre superiores al resto.

Las predicciones de la inflación mensual no fueron consideradas por dos motivos. Primero, las series de inflación mensual son muy erráticas, por lo que carece de sentido extraer conclusiones sobre el desempeño de diferentes modelos a partir de ellas. La segunda razón es que es la tasa de inflación anual, y no la mensual, es el indicador relevante sobre el que el Banco Central de Chile establece sus objetivos de inflación.

Resulta especialmente interesante que se obtengan mejores predicciones con la máxima desagregación, ya que una parte importante de los 41 modelos de los diferentes subgrupos muestran características de paseo aleatorio en los que en la serie en primeras diferencias no se observa una estructura clara que pueda ser caracterizada mediante componentes autoregresivos y/o de medias móviles. Este hecho muestra que la desagregación del IPC con fines de predicción puede ser beneficiosa, incluso, cuando las series que se disponen son de baja calidad, con un número pequeño de observaciones y sin una estructura clara a la que poder especificar un modelo ARIMA.

Igualmente, realizamos una serie de experimentos adicionales de robustez utilizando diferentes grupos de datos en la estimación y prediciendo para diferentes años. Toda esta información aparece resumida en la Tabla N°4. Como puede observarse, en la mayoría de los experimentos realizados, la predicción desagregada basada en 41 subgrupos consigue mejores predicciones de la inflación anual que la basada en otras estrategias.



**TABLA N° 4**  
**RESULTADOS DE PREDICCIÓN BAJO LOS TRES NIVELES DIFERENTES DE**  
**DESAGREGACIÓN PARA DIFERENTES AÑOS.**

Período de Predicción	Predicción del IPC Agregado							
	A partir del IPC agregado 2 (I)		A partir del IPC agregado 1 (II)		A partir de 8 grupos		A partir de 41 subgrupos	
	E.A.P.	E.C.M.P.	E.A.P.	E.C.M.P.	E.A.P.	E.C.M.P.	E.A.P.	E.C.M.P.
ene 04-ago 06(a)	109.92	608.20	21.04	21.10	17.72	15.14	17.58	15.42
ene 05-ago 06(b)	32.35	70.30	22.64	34.12	20.50	27.69	16.15	17.23
ene 06-ago 06(c)	4.30	4.26	3.59	2.96	3.20	2.06	3.35	1.83
ene 04-dic 04(d)	11.34	14.38	4.37	2.28	4.34	2.20	3.46	1.63
ene 05-dic 05(e)	13.73	21.86	11.06	14.05	10.85	13.91	9.61	10.37
ene 06- ago 06(f)	4.65	4.63	3.45	2.64	5.10	5.39	3.94	3.67
	<b>Predicción de la Tasa Anual de Inflación Agregada</b>							
ene 04-ago 06(a)	69.04	203.03	18.98	16.81	17.37	13.64	16.64	13.22
ene 05-ago 06(b)	25.84	41.34	18.64	21.08	16.97	17.37	15.87	14.88
ene 06-ago 06(c)	3.56	2.83	2.97	1.95	2.60	1.36	2.74	1.22
ene 04-dic 04(d)	9.93	11.11	3.82	1.71	3.79	1.64	3.07	1.21
ene 05-dic 05(e)	11.80	16.05	9.51	10.32	9.33	10.17	8.36	7.58
ene 06- ago 06(f)	3.86	3.09	2.85	1.74	4.21	3.62	3.21	2.43

Fuente: Elaboración propia.

(I) Considera un modelo para la serie agregada utilizando información muestral para el periodo enero 1990-diciembre 2004.

(II) Considera un modelo para la serie agregada utilizando información muestral para el periodo enero 1999-diciembre 2004.

(a) Modelos estimados utilizando series de datos del período ene99-dic03.

(b) Modelos estimados utilizando series de datos del período ene99-dic04.

(c) Modelos estimados utilizando series de datos del período ene99-dic05.

(d) Modelos estimados utilizando series de datos del período ene99-dic03.

(e) Modelos estimados utilizando series de datos del período ene00-dic04.

(f) Modelos estimados utilizando series de datos del período ene01-dic05.

Un análisis más formal requiere no sólo mostrar los resultados de las predicciones, sino también contrastar si los resultados obtenidos bajo los diferentes procedimientos son estadísticamente diferentes. Para hacer esto, hacemos uso del test de Diebold y Mariano (1995), DM a partir de ahora. Se trata de un test asintótico para comparar predicciones obtenidas bajo el uso de

diferentes modelos. Para una descripción breve de este procedimiento, definimos  $e_{it}$  y  $e_{jt}$  como los errores de predicción usando dos diferentes métodos que denotamos con los subíndices  $i$  y  $j$ . También definimos  $\rho(\cdot)$  como una función de pérdidas.

El estadístico DM es un contraste asintótico para la hipótesis nula  $E(d_t)=0$ , donde  $d_t=\rho(e_{jt})-\rho(e_{it})$ . Basado en estas definiciones, DM considera el estadístico  $\bar{d}$  que denota la media muestral de  $d_t$ ,  $t=1, \dots, T$ ,  $\bar{d}=T^{-1}\sum_{t=1}^T d_t$ . DM muestra que, bajo la hipótesis nula, el estadístico estandarizado

$$S_1 = \frac{\bar{d}}{\sqrt{T^{-1}2\pi \hat{f}_d(0)}} \tag{3.1}$$

converge a una distribución normal cuando  $T \rightarrow \infty$ .  $f_d(0)$  es un estimador consistente de la densidad espectral de  $d_t$  en la frecuencia 0, de forma que

$$\hat{f}_d(0) = (2\pi)^{-1} \sum_{k=-T+1}^{T-1} w(k/S(T)) \hat{Y}_d(k) \tag{3.2}$$

donde  $w(\cdot)$  es una función ventana retardada,  $S(\cdot)$  es el retardo de truncamiento, y  $\hat{Y}_d$  es la función de autocorrelación estimada.

Usamos este test para comparar las cuatro diferentes predicciones obtenidas y lo hacemos para las dos funciones de pérdidas consideradas: el error cuadrático y el error absoluto de predicción. Para ser consistentes con DM, escogemos para  $w(\cdot)$  una ventana rectangular y fijamos el retardo de truncamiento en 2. Los resultados de estos contrastes se muestran en la Tabla N°5.

**TABLA 5.**  
**CONTRASTE DE DIEBOLD Y MARIANO (1995)<sup>(I)(II)</sup>.**

	Predicción del IPC Agregado					
Función de pérdida	M1 vs M2	M1 vs M3	M1 vs M4	M2 vs M3	M2 vs M4	M3 vs M4
Error absoluto de predicción	-1.98*	-2.28**	-3.37***	-2.78**	-3.76***	-3.80***
Error cuadrático medio de predicción	-2.20**	-2.30**	-2.77**	-2.29**	-2.83**	-2.85**
	Predicción de la Tasa Anual de Inflación Agregada					
Función de pérdida	M1 vs M2	M1 vs M3	M1 vs M4	M2 vs M3	M2 vs M4	M3 vs M4
Error absoluto de predicción	-0.80	-1.66	-3.55***	-3.01***	-4.55***	-4.49***
Error cuadrático medio de predicción	-1.36	-2.51**	-4.36***	-3.09***	-4.82***	-5.00***

Fuente: Elaboración propia.

(I) M1 se refiere a las predicciones obtenidas de modelos para 41 subgrupos; M2 se refiere a las predicciones obtenidas de modelos para 8 grupos; M3 se refiere a las predicciones de un modelo agregado estimado con datos para el periodo 1999:01-2004:12; y M4 se refiere a las predicciones de un modelo agregado estimado con datos para el periodo 1990:01-2004:12.

(II) \*\*\*, \*\*, \* indica rechazo de la hipótesis nula a un nivel de significación de un 1%, 5% y 10%, respectivamente.

Al menos, tres puntos fundamentales merecen destacarse de estos resultados. Primero, se observa que la predicción del IPC y la de la tasa anual de inflación basada en un modelo agregado que utiliza datos desde 1990, son siempre estadísticamente superadas a los niveles de confianza habitual por las otras metodologías. Esto es consecuente con los resultados ya mostrados y enfatiza aún más la importancia de basar las extrapolaciones del IPC en la información más reciente, debido a los múltiples shocks estructurales sufridos por la economía chilena en los últimos 20 años. El segundo punto a destacar es que las predicciones basadas en modelos desagregados son siempre estadísticamente superiores a las basadas en un modelo agregado. Finalmente, la predicción del IPC basada en modelos para 41 subgrupos es significativamente superior a la basada en modelos para 8 grupos. Sin embargo, las diferencias entre las predicciones de la tasa anual de inflación no son significativamente diferentes a los niveles de confianza habitual. En cualquier caso, la predicción basada en modelos más desagregados es siempre superior.

Una pregunta lógica en este contexto sería: ¿de dónde se deriva entonces la mejora en la predicción a partir de modelos desagregados?. La respuesta a esta pregunta es simple e intuitiva si consideramos las funciones de predicción

especificadas en la sección anterior. Las diferentes tendencias de las series para los diferentes subgrupos pueden no coincidir o, incluso, poder ser caracterizadas por modelos con diferentes ordenes de integración. Esto hace que estas diferentes evoluciones puedan ser caracterizadas de mejor forma con modelos que se ajustan por separado a cada uno de los subgrupos. Además, el hecho de que existan diferencias en la evolución estacional de las series que son específicas para algunos subgrupos hace aún más conveniente la desagregación.

Dado que el Banco Central de Chile predice la tasa de inflación basándose en modelos desagregados únicamente para 8 componentes principales (véase Banco Central de Chile, 2003), intentamos comparar los resultados de nuestras predicciones con las obtenidas por este Banco para el mismo período; sin embargo, esto no fue posible, ya que esta entidad ofrece un análisis gráfico de sus predicciones, pero no los resultados numéricos.

#### **IV. OBTENCIÓN DE UNA NUEVA SERIE DE INFLACIÓN SUBYACENTE.**

Las ventajas en el uso de información desagregada en 41 componentes no se circunscriben únicamente a una mejora en la predicción del IPC. Esta información puede ser usada para identificar, de forma específica, cuales son los componentes más erráticos del IPC y así proponer una nueva medida de inflación subyacente basada en este análisis. La medida propuesta consiste en la eliminación de los 4 subgrupos más erráticos mencionados con anterioridad: frutas y verduras, pescados y mariscos, transporte privado y calzado.

En esta sección presentamos un análisis comparativo de la medida de inflación subyacente propuesta, con otras consideradas en la literatura previa. La determinación de una tendencia inflacionaria subyacente no tiene un estándar único para su elaboración. En concreto, el Banco Central de Chile presenta 3 formas alternativas para su obtención: Método de exclusión fija, Método de exclusión por volatilidad y Método de ajuste estadístico (véase Informe de Política Monetaria - 2003).

En el primero de ellos, la inflación subyacente se computa excluyendo series de precios del índice total que presentan volatilidad muy alta en el corto plazo e independiente de los movimientos de la oferta o demanda. Dentro de este grupo se encuentra el IPCX, que elimina los productos precederos y la energía, y el IPCX1 que elimina además de lo anterior, los precios de servicios con tarifas reguladas, los que son administrados por el Estado, y otros artículos en que sus precios se ven afectados por cambios en impuestos indirectos.

El segundo método, de exclusión por volatilidad, realiza la exclusión de componentes de acuerdo a la volatilidad relativa de éstos, no sobre criterios definidos previamente como es el caso de exclusión fija. A la serie resultante se le denomina IPCX2.

Por último, el método de ajuste estadístico tiene por objetivo recuperar

los criterios de normalidad de la distribución de las series, ya que comúnmente éstas tienen una forma no normal. Para solucionar esto se plantean dos formas alternativas: considerar la mediana de la distribución de precios del IPCX1 y la obtención de un indicador de medias podadas.

La consideración de la mediana de IPCX1 asume que ésta es el valor real de la inflación y su utilidad proviene de la información respecto de la posición de la distribución de precios. De este modo, la variación mensual del IPCX1 puede indicar un cambio en la tendencia de la inflación subyacente en la medida que esté acompañada de cambios en la mediana de la distribución de precios.

El método de medias podadas consiste en eliminar los extremos de la distribución de las variaciones ponderadas de precios del IPC, se ponderan nuevamente las restantes y se vuelve a calcular. Lo que se espera de este ejercicio, es que la distribución de los precios restantes sea más cercana a una normal.

En general, una medida de inflación subyacente para que sea adecuada debe cumplir algunas condiciones (véase Grünwald y Orellana, 2004). En primer lugar, ser fácilmente comprendido por el público; segundo, ser posible de reproducir por el resto de los agentes; tercero, ser computable en tiempo real; cuarto, no variar ante la incorporación de nueva información, y por último, reproducir de forma adecuada la tendencia inflacionaria.

Las siguientes dos tablas comparan información sobre las distintas series de inflación subyacente. En concreto, en la Tabla N°6 se muestra el porcentaje de información que utilizan, el sesgo, definido como desviaciones de la tasa de inflación total, y su varianza; y en la Tabla N°7 su desempeño en la predicción del IPC agregado. Como puede observarse, nuestra medida tiene menor varianza y menor sesgo y, además, encierra más información para predecir el IPC agregado.

**TABLA N° 6**  
**RESULTADOS DE DETERMINACIÓN DE PORCENTAJE DEL IPC TOTAL**  
**REPRESENTADO, VARIANZA Y SESGO PARA LAS 3 SERIES DE IPC**  
**SUBYACENTE CONSIDERADAS, IPC(-4), IPCX, IPCX1.**

	IPC(-4)(*)	IPCX	IPCX1
%IPC(**)	86.5	92.2	69.6
Varianza(***)	1.03	1.16	1.53
Sesgo (****)	29.51	61.53	93.30

Fuente: Elaboración propia.

(\*) IPC subyacente, que elimina los 4 subgrupos más erráticos de la canasta del IPC.

(\*\*) Porcentaje que representan del IPC total, calculado mediante las ponderaciones entregadas por el INE.

(\*\*\*) Varianza de las respectivas series de inflación anual subyacente en el nivel.

(\*\*\*\*) Suma de las diferencias en valor absoluto entre la inflación anual y las respectivas inflaciones subyacentes.

**TABLA N° 7**  
**RESULTADOS DE PREDICCIÓN, DERIVADOS DE LOS 3 MODELOS DE**  
**INFLACIÓN SUBYACENTE CONSIDERADOS.**

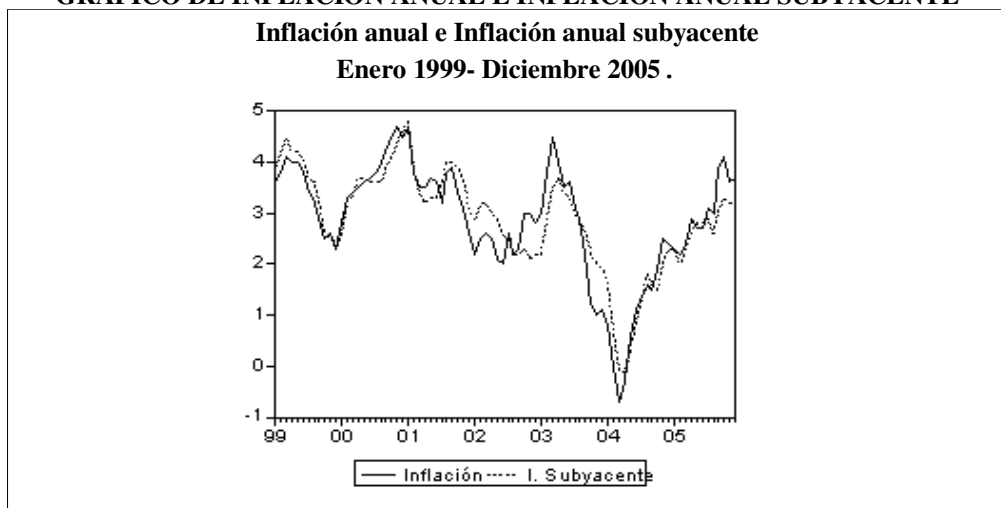
	Predicción del IPC agregado		Predicción del IPC agregado
	IPC(-4)(*)	IPCX	IPCX1
<b>Error absoluto de predicción.</b>	14.88	66.16	114.86
<b>Error cuadrático medio de predicción.</b>	15.83	242.86	694.04
	Predicción de la Tasa Anual de Inflación		Predicción de la Tasa Anual de Inflación
	IPC(-4)	IPCX	IPCX1
<b>Error absoluto de predicción</b>	16.81	41.12	67.79
<b>Error cuadrático medio de predicción</b>	16.60	98.76	277.33

Fuente: Elaboración propia.

(\*) IPC subyacente, que elimina los 4 subgrupos más erráticos de la canasta del IPC.

La Figura 3 muestra las series de inflación anual en Chile y el componente subyacente que proponemos.

**FIGURA N° 3**  
**GRÁFICO DE INFLACIÓN ANUAL E INFLACIÓN ANUAL SUBYACENTE**



Fuente: Elaboración propia.

## V. CONCLUSIONES

Este trabajo analiza el nivel óptimo de desagregación para predecir el IPC chileno. Se concluye que las predicciones obtenidas con el nivel de desagregación máximo, en 41 subgrupos, supera las obtenidas usando información más agregada.

El trabajo arroja dos resultados de especial interés. Primero, la desagregación es siempre beneficiosa; sin embargo, para poder beneficiarnos claramente de sus ventajas es necesario considerar niveles de desagregación muy amplios. Por ejemplo, considerar 8 componentes en vez del agregado mejora las predicciones muy levemente; pero, la mejora es mucho más sustancial cuando consideramos 41 series desagregadas. Segundo, el análisis en 41 subgrupos no sólo es útil en la predicción, sino también en el análisis económico, permitiendo identificar de forma más exacta cuales son los componentes más erráticos que componen la inflación. Eliminados estos componentes, se puede proponer una nueva definición de la inflación subyacente en Chile.

## REFERENCIAS

- BANCO CENTRAL DE CHILE. 2003. Modelos Macroeconómicos y Proyecciones del Banco Central de Chile.
- BANCO CENTRAL DE CHILE. Mayo 2000 y Septiembre 2003. Informe de Política Monetaria.
- BANERJEE, A. Y M. MARCELINO. 2002. Are there any reliable leading indicators for US inflation and GDP growth?. European University Institute, Working Paper No. 2002/21.
- BOX, G.E.P., JENKINS, G.M. Y REINSEL, G.C.. 1994. Time Series Analysis, Forecasting and Control, Prentice-Hall, Englewood Cliffs.
- CECCHETTI, S.G., R.S. CHU Y CH. STEINDEL. 2000. The unreliability of inflation indicators. Current Issues in Economics and Finance 4/6, Federal Reserve Bank of New York.
- DIEBOLD, F. Y R. MARIANO. 1995. Comparing predictive accuracy. Journal of Business and Economic Statistics, 13, 253-265. Vuelto a imprimir en Journal of Business and Economic Statistics, 20(1), 135-145, enero 2002.
- ESPASA, A. Y CANCELO, J.R.. 1993. Métodos cuantitativos para el análisis de la coyuntura económica, Madrid, Alianza.
- ESPASA, A., E. SENRA Y R. ALBACETE. 2002. Forecasting inflation in the European Monetary Union: a disaggregate approach by countries and by sectors. European Journal of Finance, 8, 402-421.
- GRÜNWALD, M. C. Y ORELLANA E.. 2004. Medidas Alternativas de Inflación Subyacente. Revista de Economía Chilena, 7(1), 93-101.
- HENDRY, D.F. Y HUBRICH K.. 2005. Forecasting aggregates by disaggregates. manuscript.
- HUBRICH, K.. 2005. Forecasting euro area inflation: Does aggregating forecasts

by HICP component improve forecast accuracy?. *International Journal of Forecasting*, 21(1): 119-136.

LORENZO, F.. 1997. Modelización de la inflación con fines de predicción y diagnóstico, Carlos III, Tesis doctoral.

ZELLNER, A. Y J. TOBIAS. 2000. A note on aggregation, disaggregation and forecasting performance. *Journal of Forecasting*, 19, 457-469.