

# Ensayos Económicos

---

## **Hacia una Estimación de la Demanda de Dinero con Fines de Pronóstico: Argentina, 1993-2005**

Horacio Aguirre, Tamara Burdisso, Federico Grillo

## **Estimaciones Alternativas de la Brecha del Producto para la Economía Argentina**

Pedro Elosegui, Lorena Garegnani, Luis Lanteri, Francisco Lepone, Juan Sotes Paladino

## **Una Nota sobre Regresiones con Variables Integradas**

Hildegart A. Ahumada

## **Una Metodología Bayesiana para Promediar Predicciones: Aplicación al Relevamiento de Expectativas de Mercado del BCRA**

Pedro Elosegui, Francisco Lepone, George McCandless

# 45

Octubre 2006



*ie* | BCRA  
INVESTIGACIONES ECONÓMICAS

# Ensayos Económicos | 45



*ie* | BCRA

Investigaciones Económicas  
Banco Central  
de la República Argentina



Buenos Aires, octubre de 2006

Años atrás, Ensayos Económicos era bibliografía obligatoria y recomendada para cualquier estudiante de economía de nuestro país. De hecho, todos los economistas argentinos mayores de 35 años reconocemos en esa publicación una referencia importante de nuestra formación profesional.

Con el espíritu de retomar esa tradición, el presente ejemplar constituye el eslabón que pretende enlazar las ediciones venideras con la histórica y prestigiosa revista Ensayos Económicos del BCRA (publicada entre 1977 y 1990).

Al igual que en el pasado, la revista abordará, sea con un enfoque teórico o con fines de política aplicada, temas de macroeconomía en general, aunque ahondará con mayor énfasis en aspectos relacionados con la política monetaria y financiera.

Asimismo, y con el fin de contribuir a un debate público plural y como canal de expresión de ideas alternativas, la publicación no se limitará a artículos elaborados por el cuerpo de profesionales e investigadores del Banco Central, sino que también contará con la participación de autores invitados, nacionales y extranjeros.

En este número se incluyen cuatro artículos: el primero presenta una metodología de pronóstico de agregados monetarios bajo escenarios macroeconómicos alternativos; el segundo explora distintas metodologías para la estimación de la brecha de producto de la economía argentina; el tercero -una contribución de Hildegart Ahumada, de la Universidad Torcuato Di Tella- busca contribuir a la modelación de series temporales integradas analizando las transformaciones necesarias para formular el modelo con variables estacionarias; mientras que el último desarrolla un método bayesiano para ponderar las predicciones realizadas a través del Relevamiento de Expectativas de Mercado del BCRA (REM) de acuerdo al desempeño histórico de los distintos participantes.



Hernán Lacunza  
Subgerente General de  
Investigaciones Económicas

**Ensayos Económicos** es una revista editada por la Subgerencia General de Investigaciones Económicas

ISSN 0325-3937

**Banco Central de la República Argentina**

Reconquista 266 / Edificio Central Piso 8

(C1003ABF) Ciudad Autónoma de Buenos Aires / Argentina

Tel.: (+5411) 4348-3719 / Fax: (+5411) 4000-1257

Email: [investig@bcra.gov.ar](mailto:investig@bcra.gov.ar) / <http://www.bcra.gov.ar>

Fecha de publicación: octubre de 2006

Queda hecho el depósito que establece la Ley 11.723.

Diseño editorial

Banco Central de la República Argentina

Gerencia Principal de Comunicaciones y Relaciones Institucionales

Área de Imagen y Diseño

Impreso en Ediciones Gráficas Especiales.

Ciudad Autónoma de Buenos Aires, octubre de 2006

Tirada de 2000 ejemplares.

Las opiniones vertidas en esta revista son exclusiva responsabilidad de los autores y no necesariamente se corresponden con las del BCRA.

*No se permite la reproducción parcial o total, el almacenamiento, el alquiler, la transmisión o la transformación de este libro, en cualquier forma o por cualquier medio, sea electrónico o mecánico, mediante fotocopias, digitalización u otros métodos, sin el permiso previo y escrito del editor. Su infracción está penada por las leyes 11.723 y 25.446.*

## Índice

- 7 Hacia una Estimación de la Demanda de Dinero con Fines de Pronóstico: Argentina, 1993-2005  
**Horacio Aguirre, Tamara Burdisso, Federico Grillo**
  
- 45 Estimaciones Alternativas de la Brecha del Producto para la Economía Argentina  
**Pedro Elosegui, Lorena Garegnani, Luis Lanteri, Francisco Lepone, Juan Sotes Paladino**
  
- 79 Una Nota sobre Regresiones con Variables Integradas  
**Hildegart A. Ahumada**
  
- 95 Una Metodología Bayesiana para Promediar Predicciones: Aplicación al Relevamiento de Expectativas de Mercado del BCRA  
**Pedro Elosegui, Francisco Lepone, George McCandless**



# Hacia una Estimación de la Demanda de Dinero con Fines de Pronóstico: Argentina, 1993-2005\*

**Horacio Aguirre**

**Tamara Burdisso**

**Federico Grillo**

Banco Central de la República Argentina (BCRA)\*\*

## Resumen

7

Este trabajo busca realizar pronósticos de agregados monetarios útiles a la formulación de la política monetaria; en particular, tales que permitan evaluar escenarios económicos alternativos, con un horizonte de predicción de cinco trimestres, y considerando agregados públicos y privados en promedio de saldos diarios. Para ello, se estiman relaciones entre diferentes agregados –circulante en poder del público,  $M1^*$ ,  $M2^*$  y  $M3^{*-}$ , y el PIB y la tasa de interés nominal. El período seleccionado abarca dos regímenes macroeconómicos diferentes, lo que es problemático al analizar las relaciones de largo plazo entre las variables elegidas: los coeficientes no corresponden a los valores sugeridos por la teoría; y las posibles relaciones de cointegración no resultan estacionarias. En contraste, los modelos de corto plazo estimados exhiben una bondad de ajuste aceptable, y evidencia de parámetros estables. En el pronóstico *in-sample* no muestran errores significativamente distintos de cero, y los valores predichos

---

\* Este trabajo forma parte de una línea de investigación desarrollada en la Subgerencia General de Investigaciones Económicas (SGIE) del BCRA, e iniciada por Burdisso y Garegnani (2005). Los autores agradecen los valiosos comentarios y sugerencias de Laura D'Amato, Lorena Garegnani, y los participantes en el Seminario de la SGIE, donde fue presentada una versión anterior de este trabajo. Cualquier error remanente, así como las opiniones vertidas, son de exclusiva responsabilidad de los autores.

\*\* Direcciones de correo electrónico: [haguirre@bcra.gov.ar](mailto:haguirre@bcra.gov.ar), [tburdisso@bcra.gov.ar](mailto:tburdisso@bcra.gov.ar), [fgrillo@bcra.gov.ar](mailto:fgrillo@bcra.gov.ar).

entre 2004:III y 2005:III quedan comprendidos dentro de intervalos de confianza de un desvío estándar. Adicionalmente, se corrobora el insesgamiento de los pronósticos. Así, los modelos lucen confiables en su capacidad predictiva.

Sin embargo, teniendo en cuenta los propios objetivos y restricciones del Banco Central, es necesario utilizar criterios más exigentes: si bien los errores de pronóstico no son significativos, se vuelven persistentes a medida que el horizonte de predicción se extiende; y actualmente indicarían sobrestimación de los agregados amplios y –en menor medida– subestimación de los más líquidos. Este comportamiento podría estar relacionado con un uso más intensivo del efectivo por parte de los agentes económicos luego de la crisis. Se propone un ajuste de los pronósticos que contemple este problema. Los modelos así obtenidos permiten evaluar qué nivel de metas monetarias es consistente con el escenario macroeconómico que se considere, utilizando como insumos variables cuyos pronósticos pueden obtenerse a partir de modelos desarrollados en el BCRA.

---

8

Palabras clave: agregados monetarios, pronóstico, demanda de dinero, política monetaria, Argentina.

JEL: E41 y E47.

## I. Introducción

La predicción del comportamiento de los agregados monetarios es siempre una tarea relevante para un Banco Central; lo es más ahora en la Argentina, cuando se encuentra vigente un programa que define metas para ciertas variables monetarias que, en última instancia, funcionan como objetivos intermedios para la consecución de la estabilidad de precios. Este trabajo busca determinar relaciones entre el circulante en poder del público,  $M1^*$ ,  $M2^*$  y  $M3^*$ , y algunas variables observables, para poder realizar pronósticos útiles a la formulación de la política monetaria.

La estimación de una función de comportamiento de los agregados monetarios es una tarea compleja –y poco frecuentada en el caso argentino, al menos recientemente–. Ello exige siempre, como mínimo, tres definiciones (Johnson, 1962): qué activos se consideran dinero, de qué variables depende su comportamiento, y cuán estable es éste. Tales cuestiones son sólo puntos de partida, debiendo considerarse además la frecuencia, estacionalidad y período de los datos (Ericsson, 1998); y si durante décadas era común un acercamiento al problema desde una ecuación “estructural”, los desarrollos más recientes de cointegración, causalidad y exogeneidad interactúan con las cuestiones anteriores, incrementando la complejidad de cualquier estimación.

Los problemas presentes en toda estrategia empírica de modelización de la demanda de dinero se potencian en la Argentina, teniendo en cuenta la sucesión de regímenes monetarios y cambiarios, la alternancia de períodos de alta y baja inflación, la volatilidad de las variables macroeconómicas en general, y los consiguientes problemas de disponibilidad y metodología de datos en particular. Las investigaciones más recientes, que hacen uso de técnicas de cointegración, podrían agruparse en dos grandes líneas: aquellas que han explorado la experiencia inflacionaria y post-inflacionaria, como Melnick (1990), Ahumada (1992), Choudhry (1995), y Ericsson y Kamin (2003); y las que intentan dar cuenta del comportamiento de largo plazo del dinero en un período extendido y con datos anuales, como Ahumada y Garegnani (2002) y Gay (2004). También con dichas técnicas se ha explorado el efecto de la política monetaria bajo tipo de cambio fijo, análisis que se extendió a la identificación de *shocks* monetarios de la década previa (Utrera, 2002). Ninguno de estos trabajos encara de manera central cuestiones de pronóstico para diferentes agregados monetarios, que sólo fueron

tratadas por Grubisic y Manteiga (2000); su análisis, no obstante, quedaba completamente comprendido dentro del régimen de Convertibilidad.

En contraste, este trabajo pretende una primera aproximación al pronóstico de agregados trimestrales incorporando datos posteriores a la salida de la Convertibilidad, y de manera funcional a las necesidades de la política monetaria: evaluando la consistencia de posibles metas respecto de escenarios macroeconómicos alternativos; considerando agregados públicos y privados en promedio de saldos diarios; y posibilitando su pronóstico con frecuencia trimestral.

El resto del trabajo se organiza como sigue. La sección II describe la metodología y los datos utilizados, poniéndolos en el contexto de la literatura sobre el tema (particularmente la dedicada a la Argentina); la sección III presenta los modelos estimados, tanto de largo como de corto plazo, detallando porqué se eligen unos a favor de otros. La sección IV evalúa la capacidad predictiva de los modelos elegidos. La sección V presenta las conclusiones y las líneas de trabajo futuras.

## II. Metodología y datos

En la teoría estándar el dinero es demandado por dos razones: como *stock* para suavizar las diferencias entre los flujos de ingresos y gastos, y como uno de varios activos de un portafolio (Ericsson, 1998). Esto deriva en una especificación que necesariamente incluye una variable de escala –respecto de la cual las tenencias de saldos reales son crecientes– y otra u otras que capten el retorno de la variable considerada dinero y la de los activos que quedan fuera de la definición –esto es, el costo de oportunidad del dinero, respecto del cual su demanda es decreciente–. La especificación elegida aquí es lineal:

$$M^d_t / P_t = \alpha Y_t + \beta i_t \quad (1)$$

Se utilizan cuatro definiciones de agregados monetarios para  $M_t^d$ , en promedios trimestrales de saldos diarios, todos ellos deflactados por el Índice General de Precios ( $P_t$ ):<sup>1</sup>

**ByM** = billetes y monedas en poder del público + cuasimonedas;

**M1\*** = ByM + depósitos en cuenta corriente públicos y privados, en pesos y dólares;

**M2\*** = M1\* + depósitos en caja de ahorro públicos y privados, en pesos y dólares;<sup>2</sup>

**M3\*** = M2\* + depósitos a plazo fijo públicos y privados + otros depósitos, en pesos y dólares.<sup>3,4</sup>

La decisión de considerar el sector público y el privado en conjunto sigue la formulación que hace el BCRA de los programas monetarios desde 2003 en adelante. Incluir tanto agentes públicos como privados debilita la noción de demanda de dinero propiamente dicha, en tanto ella se refiere a decisiones de los particulares sobre sus tenencias de activos líquidos. Por ello, en este trabajo se prefiere hablar de “estimaciones de agregados monetarios”; no obstante, si el contexto no lo torna confuso, ambos términos se usarán de manera indistinta. En tanto, el uso de los saldos en pesos y en dólares se relaciona con la necesidad de no omitir comportamientos relevantes durante buena parte del período de estimación: de estimar agregados en pesos solamente, se perdería una fracción significativa de las decisiones sobre saldos reales que, durante la vigencia de la Convertibilidad, recaían sobre los agregados en dólares. Asimismo, varios de los agregados usados en programas monetarios recientes eran bimonetarios.

---

<sup>1</sup> IPC nivel general-INDEC, en promedio trimestral de datos mensuales.

<sup>2</sup> Los depósitos en caja de ahorro en dólares se incluyen sólo por el 50% de sus saldos. Durante la vigencia del régimen de Convertibilidad, no todos los saldos en dólares podían ser considerados transaccionales (carácter que el M2\* debería reflejar); la fracción incluida aquí como transaccional es considerada una aproximación aceptable.

<sup>3</sup> El M2\* considerado en M3\* incluye todos los saldos de depósitos en caja de ahorro en pesos y dólares.

<sup>4</sup> En todos los casos, información diaria proveniente del SISCEN del BCRA. Depósitos a plazo fijo incluyen depósitos reprogramados (CEDRO) con el ajuste por el Coeficiente de Estabilización de Referencia (CER); otros depósitos incluyen saldos inmovilizados, órdenes de pago, depósitos en garantía, depósitos vinculados con operaciones cambiarias, más el rubro “otros depósitos”, excluyendo BODEN.

El período elegido en este trabajo es el comprendido entre el segundo trimestre de 1993 y el tercero de 2005 (en adelante abreviados como “año: número de trimestre”), para el cual se cuenta con datos metodológicamente consistentes de saldos diarios de todos los agregados considerados de acuerdo a las definiciones detalladas antes. Si bien podrían tomarse los datos desde 1990, ese año y el siguiente contienen información todavía muy distorsionada por el episodio hiperinflacionario; por la misma razón, la muestra de Grubisic y Manteiga (2000) comienza en 1993. Finalmente, sólo desde 1993 se cuenta con una serie de producto cuya metodología de elaboración es homogénea a lo largo del tiempo.

La elección de la frecuencia y el carácter estacional o no de la serie usada pueden alterar los resultados del análisis. Si las decisiones de los agentes ocurren durante un período más corto que la frecuencia de los datos, la dinámica puede ser confusa, cambiando las inferencias (Ericsson, 1998). Otro tanto ocurre con el uso de series ajustadas o no por estacionalidad, así como con la elección entre datos en promedio o de fin de período. En este trabajo, se utilizaron alternativamente: datos originales, reconociendo la estacionalidad a través de variables *dummies* estacionales; y datos ajustados por estacionalidad según la metodología X-12 ARIMA.

Respecto de los determinantes de la demanda de dinero, la variable asociada a las transacciones elegida es el PIB ( $Y_t$  en (1)).<sup>5</sup> El producto es una de varias elecciones posibles como variable de escala, y estudios recientes corroboran que tal elección está lejos de ser irrelevante (Knell y Stix, 2004). Por caso, Ahumada y Garegnani (2002) utilizan alternativamente el PIB y la suma de PIB e importaciones, inclinándose por esta última en cuanto su inclusión mejora la bondad de ajuste del modelo y permite obtener una representación de largo plazo satisfactoria.<sup>6</sup>

En cuanto al costo de oportunidad de mantener dinero, la variable asociada al mismo es la tasa de interés por depósitos a plazo entre 30 y 59 días en

---

<sup>5</sup> De acuerdo a la información trimestral provista por el INDEC.

<sup>6</sup> Gay (2004) incluye solamente el producto. En tanto, Grubisic y Manteiga (2000) no encuentran que el PIB sea significativo para dar cuenta de las variaciones de ninguno de los agregados que consideran durante la vigencia del régimen de convertibilidad. Aparentemente, su alta correlación con medidas de riesgo país y movimientos de capitales lo dejaría fuera de la ecuación estimada.

pesos ( $i_t$  en (1)).<sup>7</sup> Por cierto, la tasa de interés elegida representa un costo de oportunidad para ByM y todos los componentes de M1\* y M2\*, pero no para todos los de M3\*. En rigor, para cada agregado debería estimarse la tasa de interés propia del mismo, así como la de los activos alternativos. La tasa de interés propia debería considerar el retorno de cada componente del agregado, ponderado por su participación en el mismo; y otro tanto debe hacerse para el agregado de activos alternativos.<sup>8</sup> Análogamente, ambas tasas de interés deberían reflejar, de manera ponderada, la composición por moneda de cada agregado, en lugar de incluir solamente el costo de oportunidad de las colocaciones medido en pesos.<sup>9</sup>

Las desventajas que entraña la especificación elegida se relativizan al tener en cuenta el objetivo principal del ejercicio: formular pronósticos de agregados monetarios, para lo cual debe contarse con variables explicativas que puedan proyectarse sistemática y consistentemente. De poco sirve la mejor especificación de un modelo si no se cuenta con un mecanismo confiable para proyectar las variables sobre cuyos valores se formarán los pronósticos: en este sentido, se cuenta con el Modelo Estructural Pequeño (MEP) desarrollado en la Subgerencia General de Investigaciones Económicas del BCRA, a partir de cuyas simulaciones pueden obtenerse pronósticos para el producto, la tasa de interés de 30 a 59 días en pesos, la tasa de inflación y el tipo de cambio nominal.

En economías como la Argentina, un candidato natural a ser incluido como costo de oportunidad es la tasa de inflación, en tanto aproxima la tasa de retorno de los bienes que no son dinero. En su estimación de una demanda de dinero de largo plazo entre 1935 y 2000, Ahumada y Garegnani (2002) encuentran que la tasa de inflación es significativa como medida del costo de oportunidad sólo en períodos de inestabilidad, mientras que en etapas de baja inflación ese lugar es ocupado por la tasa de interés nominal; en particular, esto último se verifica para el período 1991-2000, del cual provienen la mayor parte de los datos utilizados aquí.

---

<sup>7</sup> De acuerdo a la información diaria proveniente del SISCEN de BCRA.

<sup>8</sup> Una interpretación posible de la especificación propuesta aquí sería considerar el retorno de los depósitos a la vista como virtualmente despreciable en las decisiones de los agentes económicos.

<sup>9</sup> En este caso, debe tenerse en cuenta que la serie de tasa de interés en dólares virtualmente se interrumpió tras la devaluación de 2001-2002 y la subsiguiente “desdolarización” de los depósitos. Con el objetivo de pronóstico en mente, parece ser más conveniente el uso de una tasa en pesos.

La especificación de la demanda de dinero puede ser tratada de manera distinta en una economía abierta y pequeña: Gay (2004) agrega al producto y a la tasa de interés variables relacionadas con el tipo de cambio real. Encuentra efectos significativos de estas últimas, de las que afirma que son las principales fuentes de volatilidad de la demanda de dinero en el período que analiza (1963-2003). Por su parte, Ahumada y Garegnani no hallan un efecto discernible de la tasa de depreciación del tipo de cambio nominal sobre la demanda de dinero. Reflejar el comportamiento de los agregados monetarios en una economía donde las perturbaciones externas, y en particular el tipo de cambio, juegan un rol tan central como en la Argentina es un punto que deberá incorporarse al análisis.

Representar satisfactoriamente el comportamiento de los agregados monetarios en el período elegido implica un desafío: la crisis de 2001-2002 es un evento que marca un “quiebre” en las series analizadas, lo que puede constatarse a partir de la mera inspección visual (Gráfico 1). La economía parece tornarse más “efectivo-intensiva” que en el pasado, un comportamiento que involucraría tanto al sector público como al privado. Los determinantes de la demanda de dinero bajo la Convertibilidad podrían haber cambiado, o bien la respuesta de los agentes económicos a ellos; es una cuestión abierta si los cambios que se observan son permanentes o sólo transitorios.

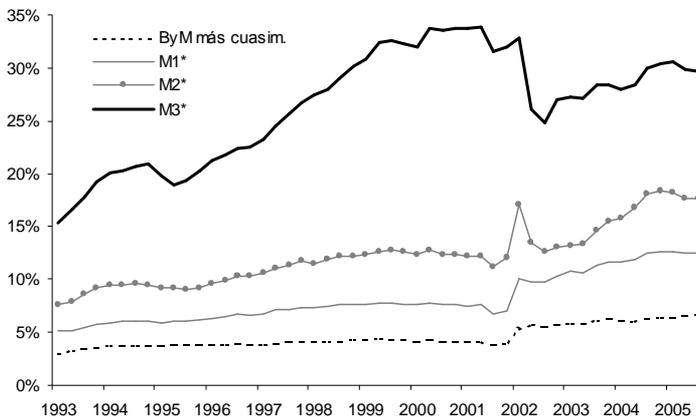
La presencia de quiebres puede no ser un impedimento para una estimación satisfactoria: respecto de casos que enfocan la experiencia argentina, Melnick (1990) estima un modelo uniecuacional de corrección de errores antes y después de la introducción del plan Austral; Ericsson y Kamin (2003) hacen lo propio a lo largo de un período que incluye los episodios inflacionarios de 1989-1990; Choudhry (1995), por su parte, estima un sistema de ecuaciones –incluye ingreso real, M1 y M2, la tasa de inflación y la tasa de depreciación del tipo de cambio–, entre fines de la década de 1970 y fines de la de 1980. En cada uno de los tres estudios, los autores obtienen una representación empírica que juzgan estable:<sup>10</sup> Choudhry destaca que tal resultado es sensible a la inclusión de la tasa de depreciación cambiaria; Melnick sugiere que, cuando los parámetros resultan inestables, ello se debe a un tratamiento inadecuado de las expectativas de

---

<sup>10</sup> Sin embargo, sólo Melnick (1990) y Ericsson y Kamin (2003) incluyen algún test de estabilidad de la función que estiman.

inflación. En tanto, sólo por citar dos casos de la experiencia internacional, análogos en algún grado a la argentina, Wolters, Terasvirta y Lütkepohl (1998) estiman la demanda de M3 real en Alemania para el período 1976-1994, que incluye la reunificación de 1990; una vez que dan cuenta del cambio estructural que ella implicó, encuentran una función estable. En tanto, Bjornland (2005) estima una función de demanda de M2 para Venezuela durante el período 1985-2000, atravesado también por crisis cambiarias y *shocks* externos. Introduciendo la depreciación esperada del tipo de cambio y una tasa de interés externa, estima una ecuación condicional con corrección al equilibrio de la demanda de dinero, que considera estable a lo largo del período elegido.

**Gráfico 1 / Agregados monetarios en % del PIB - Series desestacionalizadas**



Fuente: en base a datos de INDEC y BCRA.

Este tipo de problemas exige cautela respecto del planteo de relaciones de largo plazo entre las variables consideradas, ante la presencia de posibles quiebres: se requiere analizar cuidadosamente sus resultados para distinguir cuáles pueden tener sentido, y eventualmente contrastarlos con los que resultan de modelos de corto plazo; a ello se dedica la sección siguiente.

### **III. Explorando las relaciones entre agregados monetarios, producto y tasa de interés**

En esta sección se proponen diferentes modelos para capturar la relación entre los agregados monetarios considerados, el producto y la tasa de interés. Un punto de partida natural es considerar las posibles relaciones de cointegración entre las variables bajo estudio: éstas tienden a mostrar comportamientos de tendencia estocástica, lo que genera el riesgo de resultados espurios en el análisis de regresión tradicional. Asimismo, esas mismas variables –de acuerdo a lo que predice la teoría– pueden presentar a lo largo del tiempo algún tipo de movimiento de “corrección al equilibrio” entre ellas, tal que en el largo plazo se ubiquen en una trayectoria de estado estacionario: en el caso que nos ocupa, esperaríamos, por ejemplo, una relación de homogeneidad entre saldos reales y transacciones (según la teoría cuantitativa), tal que una divergencia entre los mismos fuera reduciéndose hasta desaparecer –siempre que, por supuesto, pueda comprobarse la existencia de una relación de largo plazo–.

16

#### ***III.1 Modelos de largo plazo: principales resultados***

El primer paso es determinar el orden de integración de las variables, para lo que se emplea el test de Dickey-Fuller aumentado (Tabla 1). La hipótesis nula de presencia de una raíz unitaria no es rechazada para las variables consideradas, a excepción de la TNA.<sup>11</sup> Esta última sólo es considerada  $I(1)$  al 1% de significatividad; sin embargo, y en línea con lo realizado por otros estudios, se la considerará en el análisis de cointegración.<sup>12</sup>

El análisis de cointegración se realizó de acuerdo con la metodología de Johansen-Juselius, lo que implica estimar un sistema de ecuaciones de las variables de interés mediante el método de máxima verosimilitud. Para aislar posibles efectos asociados específicamente al PIB o a la TNA, y ante la falta de definición del orden de integración de esta última, se decidió comenzar con el estudio de la relación de largo plazo entre dinero y

---

<sup>11</sup> Se analizó también el orden de integración de las variables ajustadas por estacionalidad y los tests ADF arrojaron resultados similares a los que aquí se presentan.

<sup>12</sup> Ahumada (1992) señala que la inflación, que usa como medida del costo de oportunidad del dinero para estimar su demanda en la Argentina entre 1977 y 1988, puede no ser  $I(1)$  de acuerdo al test ADF, pero reconoce que tal test es muy sensible al período muestral elegido.

PIB. Se encontró una posible relación de cointegración entre cada agregado y el producto, que presentaba las mismas limitaciones que la relación entre agregados monetarios, producto y tasa de interés; por ello, a continuación sólo se detallan los resultados de este último análisis.

**Tabla 1 / Orden de integración - 1993:II – 2005:III**

Nro. de *lags* incluidos en el análisis de acuerdo al criterio de Schawrtz  
 Variables exógenas: constante y tendencia

<b>H0: la serie tiene una raíz unitaria</b>	<b>Estadístico ADF</b>	<b>p-value</b>
ByM	-2,304	0,424
M1*	-1,924	0,628
M2*	-2,521	0,317
M3*	-2,274	0,440
PIB	-2,427	0,362
TNA (incluye sólo constante)	-2,997	0,042

Se determinaron dos posibles relaciones de cointegración para cada uno de los agregados estudiados, el PIB y la TNA (Tabla 2).<sup>13</sup> El primer vector, normalizado con respecto al dinero, muestra un coeficiente para el PIB que varía entre 1,7 y 1,9, dependiendo del agregado que se analice. El coeficiente de largo plazo de esta misma relación de cointegración para la tasa muestra el signo apropiado, y su magnitud aumenta a medida que se amplía el agregado. En la segunda relación, normalizada con respecto a la TNA, el PIB arroja un coeficiente de largo plazo que aumenta a medida que disminuye la liquidez del agregado, mientras que el valor del coeficiente de esta relación se mantiene independientemente de la medida de dinero que se considere.

Con el objetivo de representar el cambio de nivel de las variables monetarias a la salida de la Convertibilidad se introdujo una *dummy step* a partir de 2002, además de las *dummies* puntuales que controlan los diferentes episodios que tuvieron lugar en el período bajo análisis. También fue necesario incorporar una tendencia determinística en la relación de cointegración de cada uno de los agregados. Los residuos obtenidos de

<sup>13</sup> En el caso del agregado más amplio, M3\*, si bien fue posible determinar también la presencia de dos relaciones de largo plazo, no se presentan sus resultados ya que los coeficientes estimados de las mismas resultan poco confiables.

estos sistemas resultaron ser homocedásticos, no autocorrelacionados y normales, lo que permite realizar diferentes tests, necesarios para confirmar o descartar las relaciones de cointegración halladas.

La relación de cointegración normalizada respecto del dinero presenta particularidades que cuestionan su utilidad a los fines de este trabajo. El coeficiente  $\beta$  de dicha relación (Tabla 2) no resulta ser estadísticamente distinto a 2, mientras que se rechaza la hipótesis nula de un  $\beta$  igual a la unidad cualquiera sea el agregado, descartándose así una relación de homogeneidad entre el dinero y el producto. Estas elasticidades-ingreso de largo plazo, tan distintas de la que sugiere la teoría cuantitativa (unitaria) o la hipótesis Baumol-Tobin (de valor igual a 0,5) pueden ser un reflejo del intenso proceso de remonetización que tuvo lugar durante buena parte de la década del noventa, así como del que aconteció a la salida de la crisis; análogamente, la desmonetización durante la crisis tuvo lugar a una velocidad bien superior a la contracción del producto.<sup>14</sup> Ello podría explicar porqué cada peso de variación en el producto se traduce en una variación de saldos reales de casi el doble de magnitud, algo que no debería verificarse en el largo plazo, pero probablemente sí durante un período asociado, sucesivamente, a un programa antiinflacionario exitoso, a una fuerte crisis financiera y a la recuperación posterior.

Que la elasticidad-ingreso resulte superior a 1 también puede interpretarse desde la evidencia internacional: en un estudio que revisa 1000 estimaciones de demanda de dinero para diferentes países a lo largo de las últimas tres décadas, Knell y Stix (2004), encuentran que los países de la OECD muestran elasticidades-ingreso inferiores respecto del resto. Atribuyen tal resultado al mayor desarrollo de los sistemas de pago en el primer grupo, que permite a los individuos economizar sus tenencias de saldos reales; en el mismo sentido, hallan que la presencia de innovaciones financieras está asociada a una menor elasticidad. Una posible interpretación de nuestros resultados es que las elasticidades-ingreso son altas en una economía de bajo desarrollo financiero como la argentina, donde existe una menor capacidad de economizar saldos reales; también puede pensarse la crisis como una innovación financiera (muy) negativa, que dio lugar a un fuerte deterioro de los sistemas de pago, evidenciado a

---

<sup>14</sup> Desde luego, las fases de monetización podrían ser captadas por la tendencia determinística incorporada en la relación de largo plazo.

través de la mayor elasticidad. Estas líneas no pretenden agotar la explicación, sin duda más compleja, pero sugieren posibles racionalizaciones de las cifras de la Tabla 2.

**Tabla 2 / Relaciones de cointegración (CO-I) entre dinero, PIB y TNA, 1993:II - 2005:III**

	<b>ByM</b>	<b>M1*</b>	<b>M2*</b>
Coeficiente de largo plazo para el <b>PIB</b> en la <b>1<sup>era</sup> relación de CO-I</b>	1,66	1,66	1,90
Coeficiente de largo plazo para la <b>TNA</b> en la <b>1<sup>era</sup> relación de CO-I</b>	-0,03	-0,28	-0,49
Coeficiente de largo plazo para el <b>PIB</b> en la <b>2<sup>da</sup> relación de CO-I</b>	0,89	1,33	2,81
Coeficiente de largo plazo para el <b>dinero</b> en la <b>2<sup>da</sup> relación de CO-I</b>	-0,63	-0,67	-0,65
Coeficiente de ajuste del <b>dinero</b> con respecto a la <b>1<sup>era</sup> relación de CO-I</b>	-0,43	-0,78	-1,03
Coeficiente de ajuste del <b>dinero</b> con respecto a la <b>2<sup>da</sup> relación de CO-I</b>	-0,06	-0,07	0,03
Coeficiente de ajuste de <b>TNA</b> con respecto a la <b>1<sup>era</sup> relación de CO-I</b>	0,28	0,19	0,27
Coeficiente de ajuste de <b>TNA</b> con respecto a la <b>2<sup>da</sup> relación de CO-I</b>	-0,35	-0,31	-0,09
Coeficiente de ajuste del <b>PIB</b> con respecto a la <b>1<sup>era</sup> relación de CO-I</b>	0,08	0,11	0,12
Coeficiente de ajuste del <b>PIB</b> con respecto a la <b>2<sup>da</sup> relación de CO-I</b>	0,04	0,04	0,03

Nota: La 1<sup>era</sup> relación de CO-I está estandarizada con respecto al dinero (ByM, M1\* o M2\*) mientras que la 2<sup>da</sup> relación está estandarizada con respecto a la TNA. Los valores sombreados no resultaron ser estadísticamente distintos de cero.

La siguiente cuestión a evaluar es si el dinero, el PIB y la tasa responden a los desequilibrios de la relación de cointegración, es decir, evaluar exogeneidad en sentido débil. Los tests rechazan la hipótesis nula de

exogeneidad débil de las variables analizadas: de acuerdo a los coeficientes de ajuste estimados para cada una de las posibles relaciones de cointegración, tanto el dinero como el PIB responden a los desequilibrios de largo plazo de la primera relación de cointegración, mientras que la TNA responde a las desviaciones de ambas relaciones.<sup>15</sup> Sin embargo, tiene sentido observar que la variable de mayor respuesta en valor absoluto a los desequilibrios de las relaciones de largo plazo es el dinero en sus distintas definiciones, seguido por la TNA, mientras que el producto es la de menor respuesta a dichos desequilibrios.<sup>16</sup>

La falta de exogeneidad de las variables en cuestión es poco sorprendente: buena parte del período de estimación incluye el régimen de Convertibilidad, donde otros estudios (Gay, 2004) encuentran que los determinantes de la demanda de dinero son endógenos; y hay motivos para pensar que la cantidad de dinero y la tasa de interés, tal como están especificados en este trabajo, se determinan simultáneamente. Así, el análisis realizado hasta aquí cuestiona la validez de un enfoque uniecuacional, sugiriendo la necesidad de estimar un sistema de ecuaciones que incorpore correctamente las relaciones de largo plazo.

Sin embargo, para completar el estudio debería evaluarse si las posibles relaciones de cointegración son estables en el período considerado: para ello, se prueba la constancia de los parámetros estimados mediante tests recursivos, como así también el carácter estacionario de dichas relaciones.<sup>17</sup> Los diferentes tests de Chow recursivos, efectuados desde el primer trimestre de 2000 en adelante, rechazan la hipótesis nula de constancia de los parámetros tanto para los sistemas como para algunas de las ecuaciones individuales; ello ocurre aún después de haber controlado con

---

<sup>15</sup> Las relaciones de cointegración obtenidas para el dinero y el PIB, ajustados por estacionalidad, y la TNA no varían respecto de los resultados presentados en la tabla 2. Los resultados detallados del análisis de las relaciones de largo plazo están a disposición del interesado.

<sup>16</sup> Cabe consignar los resultados de los tests de exogeneidad para el análisis entre agregados y PIB (sin incluir la tasa de interés). El coeficiente de ajuste del PIB al desequilibrio de la relación de largo plazo es distinto de 0 sólo para ByM y M1\*, mientras que para M2\* y M3\* los coeficientes de ajuste del PIB no resultaron ser estadísticamente distintos de 0: por ello, el producto podría ser tratado como exógeno en sentido débil. Estos resultados sugieren que es posible validar un modelo condicional del dinero en función del PIB para los agregados más amplios, M2\* y M3\*. En tanto, el dinero siempre resulta endógeno.

<sup>17</sup> Con la excepción de Ahumada y Garegnani (2002), no encontramos, dentro de la literatura empírica dedicada a la Argentina, evaluaciones de esta naturaleza.

una *dummy step* a partir de 2002.<sup>18</sup> Es la ecuación de la TNA la que presenta los mayores problemas de constancia a lo largo del período estudiado.<sup>19</sup> una interpretación plausible es que las tasas de interés pueden haber “perdido” su papel como costo de oportunidad durante la crisis ante, entre otros factores, la imposición de restricciones financieras. Por otra parte, los tests de raíces unitarias (Tabla 3) indican que las relaciones de cointegración se comportan como procesos no estacionarios a los niveles usuales de significatividad.

**Tabla 3 / Tests de raíces unitarias de las relaciones de cointegración, 1993:II- 2005:III**

<b>H0: la serie tiene una raíz unitaria</b>	<b>Estadístico</b>	<b>p-value</b>
<b>Variable exógena: constante</b>	<b>ADF</b>	
Relación 1 de LP (ByM, PIB, TNA)	-0,228	0,927
Relación 2 de LP (ByM, PIB, TNA)	-2,941	0,048
Relación 1 de LP (M1*, PIB, TNA)	-0,589	0,863
Relación 2 de LP (M1*, PIB, TNA)	-2,174	0,218
Relación 1 de LP (M2*, PIB, TNA)	-0,796	0,811
Relación 2 de LP (M2*, PIB, TNA)	-1,512	0,518

21

La lectura conjunta de estos resultados invalida el uso de las relaciones de cointegración entre dinero, producto y tasa nominal de interés, por razones tanto econométricas como económicas: las relaciones halladas no son estacionarias, y los coeficientes estimados para ellas no son estables; asimismo, los valores de las elasticidades-ingreso están fuera de lo que puede tener sentido bajo cualquier hipótesis conocida sobre demanda de dinero. Se manifiesta así la dificultad de establecer este tipo relaciones entre variables bajo dos regímenes macroeconómicos cuya transición se dio a través de una crisis profunda, dificultad que se mantiene aún controlando por cambio estructural. Ciertamente, detectar la estabilidad de estas relaciones podría ser sólo una cuestión de tiempo: en la medida en que el número de observaciones a partir de la devaluación de 2002 aumente, podría capturarse mejor, al menos desde la óptica econométrica, el período post-Convertibilidad. Al fin, la existencia de una relación de

<sup>18</sup> Los tests de Chow recursivos realizados están a disposición del interesado. Se implementaron en el PCFIML; ver Doornik y Hendry (1997).

<sup>19</sup> Los problemas de constancia de los parámetros no surgían al considerar el sistema biviado dinero-PIB.

largo plazo es un supuesto previo al análisis econométrico, que éste último sólo puede ayudar a validar o descartar; y es el caso que la evidencia disponible impide validarlo. Estas razones justifican la adopción, a los fines de este trabajo y como primera aproximación, de un enfoque uniecuacional de corto plazo, que se presenta a continuación.

### **III.2 Una aproximación a la estimación de agregados monetarios: modelos de corto plazo**

Para estimar la relación entre agregados monetarios y los determinantes elegidos, se siguió la metodología de general a particular, considerando las variables no estacionarias en diferencias de logaritmos, y la tasa de interés en niveles. La estacionalidad fue capturada a través de variables binarias.<sup>20</sup>

22 En la Tabla 4 se presentan las estimaciones por mínimos cuadrados ordinarios (MCO) en tasas de variación de los diferentes agregados monetarios, ByM, M1\*, M2\*, y M3\*. En primer lugar, se observa que la variable dependiente no es persistente en el tiempo, a excepción de ByM, donde aparece con un trimestre de rezago; y aún en ese caso, no muestra valores de magnitud. En tanto, la variable asociada a las transacciones resultó significativa de manera contemporánea en todas las regresiones y con el signo esperado. En general, tal coeficiente no es significativamente distinto de 1 en ninguno de los modelos estimados.<sup>21</sup>

En relación al costo de oportunidad, los coeficientes relevantes son el contemporáneo y el primer o segundo rezago, según el agregado. En todas las estimaciones el coeficiente en  $t$  tiene el signo esperado, mientras que el coeficiente rezagado siempre actúa en sentido contrario, de manera de suavizar los impactos contemporáneos. En general, el costo de oportunidad “pesa” menos en la determinación de los agregados más líquidos, mientras

---

<sup>20</sup> Los resultados correspondientes a la serie “filtrada” a través de la metodología X-12 ARIMA no divergen esencialmente de los reportados aquí, excepto donde se indica, y están a disposición del interesado.

<sup>21</sup> Este resultado parece sensible a la definición de agregados que se utilice. En efecto, utilizando datos de agregados totales (depósitos del sector público + sector privado + sector financiero + residentes en el exterior) el efecto de las transacciones sobre la variación de los agregados decrece en proporción directa a la iliquidez de los mismos, variando entre 1 y 0,6.

que en los más amplios su efecto es mucho más importante. Los resultados se encuentran en línea con lo señalado por Knell y Stix (2004): en modelos que incluyen una sola tasa de interés, ésta tiene signo negativo para todos los agregados considerados.<sup>22</sup>

El caso de M3\* merece una consideración aparte, ya que los tests recursivos de estabilidad de los parámetros detectaron un quiebre en el coeficiente de la TNA al momento de la crisis de 2002. Esto se controló mediante una *dummy* multiplicativa a partir del tercer trimestre de 2002. La adición de esta variable implica un mayor efecto al cabo de dos trimestres de la tasa de interés sobre el agregado en cuestión después de la crisis. Sin embargo, este coeficiente parece estar especialmente influido por el comportamiento del M3\* durante los años 2001 y 2002; el mismo modelo, estimado con datos hasta fines de 2000, arroja valores cercanos a 0,5 para la elasticidad respecto de la tasa de interés, muy similares a los obtenidos para toda la muestra. Como ocurría con las relaciones de cointegración, parece haber un cambio en el efecto de las tasas de interés sobre los agregados, y, en particular, sobre M3\*. Ello tiene sentido si se piensa que M3\* es el agregado que muestra la mayor discontinuidad en su evolución (Gráfico 1); y que fue el más sujeto a cambios derivados de conductas no explicadas por sus determinantes convencionales (pesificación, reestructuración de plazos fijos, entrega de bonos contra depósitos, ajuste por el Coeficiente de Estabilización de Referencia, efecto “goteo” por amparos judiciales, etc.).

En todas las estimaciones se hizo necesario introducir algún tipo de control asociado a los momentos de crisis, a través de variables *dummies* puntuales: el primer trimestre de 2002 está presente en todas las estimaciones excepto en M3\*; en ByM, se incorpora el último trimestre de 2001 –por la imposición de restricciones financieras que afectaron, ante todo, al circulante– y en M3\* el primero de 1995 –por la crisis del Tequila– y el tercer trimestre de 2002.

Los residuos de las regresiones carecen de comportamiento autorregresivo y heterocedástico, y se acepta la hipótesis de normalidad de su distribución, de acuerdo a los tests incluidos en la Tabla 4. El test de Ramsey de

---

<sup>22</sup> En contraste, Knell y Stix (2004) señalan que en especificaciones con una tasa de corto y otra de largo plazo: i) el coeficiente de la tasa larga es negativo, independientemente del agregado usado; ii) el signo de la elasticidad corta es negativo para dinero líquido y positivo para dinero amplio.

Tabla 4 / Principales resultados de los modelos en diferencias 1993: II-2005:III

	$\Delta$ LM1*				$\Delta$ LM2*				$\Delta$ LM3*			
	Coef.	t-stat	p-value	Coef.	t-stat	p-value	Coef.	t-stat	p-value	Coef.	t-stat	p-value
C	-0,032	-3,827	0,000	-0,003	-0,331	0,742	0,022	2,346	0,024	0,018	1,640	0,109
Variable dependiente (-1)	0,319	3,243	0,002							0,995	5,525	0,000
D(LOG(PIB))	0,909	4,414	0,000	1,000	6,158	0,000	0,995	5,648	0,000	-0,677	-11,399	0,000
LOG(1+TNA)	-0,175	-3,282	0,002	-0,193	-4,366	0,000	0,251	4,131	0,0002	0,608	5,287	0,000
LOG(1+TNA(-1))										-0,310	-3,294	0,002
LOG(1+TNA(-1))*D2002.III ON												
LOG(1+TNA(-2))	0,144	3,288	0,002	0,144	3,248	0,002				0,083	5,159	0,000
Seasonal-I	0,128	8,302	0,000	0,098	6,651	0,000	0,093	5,700	0,000	-0,092	-4,795	0,000
Seasonal-II	-0,083	-4,105	0,000	-0,081	-4,387	0,000	-0,086	-4,323	0,000	0,045	4,132	0,000
Seasonal-III	0,096	9,125	0,000	0,048	4,553	0,000	0,053	4,495	0,000	-0,052	-2,076	0,044
D1995.I												
D2001.IV	0,086	3,282	0,002									
D2002.I	0,321	11,380	0,000	0,419	14,418	0,000	0,484	15,341	0,000	0,135	3,744	0,001
D2002.III												
R <sup>2</sup> ajustado		0,860			0,866			0,895			0,789	
Desv. estándar de la var. dep.		0,059			0,066			0,083			0,051	
Desv. estándar de la regresión		0,022			0,024			0,027			0,024	
F statistic		34,490			46,281			60,505			21,334	
Prob (F stat.)		0,000			0,000			0,000			0,000	
<b>Comportamiento residual</b>		estad.	p-value		estad.	p-value		estad.	p-value		estad.	p-value
No Autocorrelación AR 1- 4		1,689	0,174		0,162	0,956		1,653	0,181		0,934	0,455
No Heterocedast. ARCH 1- 4		1,848	0,138		0,848	0,503		0,329	0,857		0,330	0,856
Normalidad		0,242	0,886		1,120	0,571		1,081	0,582		2,517	0,284
No Heteroced.: White de cuad.		1,144	0,357		1,403	0,215		0,693	0,725		0,551	0,875
<b>Correcta especificación</b>												
Test de Ramsey		2,619	0,114		1,216	0,277		5,586	0,023		0,332	0,568
<b>Confiabilidad en pronósticos</b>												
Pronóstico 2004.I – 2005.III												
Test de Chow		0,201	0,983		0,501	0,827		1,311	0,274		0,544	0,794

especificación del modelo permite aceptar la hipótesis nula de correcta especificación. En tanto, según el test de pronóstico de Chow, para ninguno de los modelos se rechaza la hipótesis nula de constancia de los parámetros y confiabilidad en los pronósticos *in-sample* para el período 2004:I-2005:III, esto es, en un escenario lo más cercano posible a aquel en que se realizará la predicción. Asimismo, la estimación recursiva de los coeficientes de los distintos modelos no muestra cambios estructurales para ninguno de éstos, como tampoco revelan quiebres significativos los tests de Chow recursivos “n-ascendente” y “n-descendente”, realizando ambos ejercicios desde el primer trimestre de 1998 en adelante.<sup>23</sup> Las relaciones así estimadas lucen confiables para la realización de pronósticos en el período posterior a la crisis.

Para la formulación de pronósticos con modelos uniecuacionales debe chequearse la causalidad en sentido de Granger, además de la exogeneidad en sentido débil según se examinó en la sección III.1: la variable a pronosticar no debería causar en sentido de Granger a sus determinantes. Aquí los resultados difieren según la variable independiente considerada (ver Tabla 5). En la relación entre dinero y producto, no hay retroalimentación al 1% de significatividad: el agregado no anticipa el comportamiento del producto, y otro tanto ocurre en sentido inverso. Por su parte, se descarta la hipótesis nula de que los distintos agregados considerados, a excepción de M3\*, no precedan temporalmente al costo de oportunidad; mientras que la relación de anticipación temporal de la TNA respecto de los agregados es confusa.

En resumen, los modelos uniecuacionales estimados presentan un ajuste aceptable, tanto en términos globales como de sus coeficientes individuales; los residuos evidencian normalidad, ausencia de autocorrelación y heterocedasticidad; y no se rechazan las hipótesis de estabilidad de los parámetros y confiabilidad de los pronósticos, al menos para el período más próximo al cual deben realizarse estos últimos. Sin

---

<sup>23</sup> En los anexos A y B se incluyen los tests recursivos sobre los coeficientes individuales, así como los tests de pronóstico de Chow (n-descendentes); el resto de los tests está disponible a pedido del interesado. Los únicos tests que revelan algún indicio de cambio estructural para todos los agregados son los tests de Chow a un paso, lo que ocurre típicamente en los episodios de crisis. Sin embargo, tales pruebas son particularmente sensibles a la presencia de *outliers* en la muestra; y, teniendo en cuenta el horizonte de predicción requerido en este trabajo, no parecen ser una mejor evaluación de la capacidad predictiva de los modelos que los tests n-ascendente y n-descendente.

embargo, la justificación de un enfoque uniecuacional es limitada: si bien la exogeneidad del producto podría sostenerse respecto de algunos agregados,<sup>24</sup> está cuestionada la del costo de oportunidad del dinero. Además, la no causalidad en sentido de Granger de los diferentes agregados se verifica respecto de uno sólo de sus determinantes –el producto–. Sujeta a estas limitaciones, la sección siguiente presenta y evalúa los pronósticos de los modelos estimados.

**Tabla 5 / Tests de causalidad en sentido de Granger**

<b>H0: no causalidad en sentido de Granger (1993 - 2005)</b>		
<b>Lags: 6</b>	<b>F-statistic</b>	<b>P-value</b>
<i>bym</i> no causa <i>pib</i>	2,471	0,041
<i>pib</i> no causa <i>bym</i>	3,048	0,016
<i>bym</i> no causa <i>tna</i>	10,142	0,000
<i>tna</i> no causa <i>bym</i>	2,540	0,040
<i>m1</i> no causa <i>pib</i>	2,705	0,028
<i>pib</i> no causa <i>m1</i>	3,362	0,009
<i>m1</i> no causa <i>tna</i>	15,808	0,000
<i>tna</i> no causa <i>m1</i>	1,019	0,431
<i>m2</i> no causa <i>pib</i>	2,403	0,046
<i>pib</i> no causa <i>m2</i>	3,003	0,017
<i>m2</i> no causa <i>tna</i>	17,711	0,000
<i>tna</i> no causa <i>m2</i>	2,687	0,032
<i>m3</i> no causa <i>pib</i>	1,877	0,110
<i>pib</i> no causa <i>m3</i>	2,555	0,035
<i>m3</i> no causa <i>tna</i>	0,619	0,713
<i>tna</i> no causa <i>m3</i>	0,275	0,945

26

#### **IV. Pronósticos de los agregados monetarios**

A continuación se presentan y evalúan los pronósticos de los diferentes modelos de agregados monetarios, tanto a uno como a cinco pasos, en

<sup>24</sup> Al respecto, recuérdese que el producto: a) resultó exógeno respecto de todos los agregados en la relación bivariada agregados-PIB, en la versión desestacionalizada de las series; b) es la variable de menor respuesta a los desequilibrios de largo plazo en las relaciones agregados-PIB-TNA.

niveles y en términos nominales.<sup>25,26</sup> Los pronósticos a un paso se realizaron para el período 2004:I - 2005:III; los pronósticos a cinco pasos, para 2004:III - 2005:III. El primer ejercicio tiene sentido como una forma general de evaluar el desempeño de los modelos a la hora de predecir; si se quiere, en una situación “ideal”, pudiendo actualizarlos con la información disponible trimestre a trimestre. El segundo trata de reproducir la situación al momento de formulación del programa monetario, cuando se cuenta con información al penúltimo trimestre anterior al año para el cual se realiza el ejercicio. Ciertamente, el desempeño de un modelo en cuanto a su capacidad predictiva depende del horizonte de pronóstico: Clements y Hendry (1998) enfatizan este aspecto, alertando sobre las limitaciones de la evaluación de la capacidad predictiva de un modelo cuando sólo se enfoca el pronóstico a 1 paso.

Una primera inspección de la Tabla 6 arroja un resultado notable: los errores de pronóstico (definidos como la diferencia entre el valor observado y el valor estimado de la variable dependiente), ya sea a uno como a cinco pasos, siempre se encuentran comprendidos dentro del intervalo de confianza del 95%. Desde el punto de vista de las medidas usuales de significatividad, estos errores no tienden a ser distintos de cero, por lo que la capacidad predictiva de los modelos es satisfactoria. Sin embargo, y siguiendo a Granger (2001), la evaluación del pronóstico debe reflejar el costo del error para quien es usuario de la información. En este caso, la autoridad monetaria puede encontrar excesivamente costosos desvíos de las metas aunque no sean significativos con una confianza del 95%: la evaluación encarada aquí debe ser más exigente que la considerada habitualmente, por lo que se utilizan bandas de confianza de un desvío estándar de amplitud, lo que representa una confiabilidad del 68%. Aún bajo este criterio más estricto, los errores de pronóstico en muy pocos casos son distintos de cero, tal como se advierte en el Gráfico 2.

---

<sup>25</sup> La elección de variables en niveles o en diferencias está lejos de ser trivial a la hora de evaluar los pronósticos: un mismo modelo puede tener un buen desempeño predictivo en diferencias y no en niveles, y viceversa (Clements y Hendry, 1998). Elegir niveles para este ejercicio se debe exclusivamente a que las metas monetarias se formulan así.

<sup>26</sup> Los pronósticos nominales se obtienen “inflando” los reales por el IPC observado. Esto no afecta la evaluación del pronóstico, pero sí agrega una dimensión de incertidumbre al mismo, pues además del sendero de las variables independientes en el futuro, debe especificarse el de la inflación.

**Tabla 6 / Pronósticos a h pasos**

	<b>ByM</b>							
	<b>h=1</b>				<b>h=5</b>			
	Pronóst.	Error	Int. conf. 95%		Pronóst.	Error	Int. conf. 95%	
mar-04	26.186	-0,4%	24.984	27.389				
jun-04	26.716	0,5%	25.503	27.929				
sep-04	29.116	-1,2%	27.787	30.445	29.116	-1,2%	27.787	30.445
dic-04	29.467	1,3%	28.107	30.827	29.926	-0,3%	27.658	32.195
mar-05	32.136	1,0%	30.648	33.624	32.126	1,1%	28.912	35.341
jun-05	34.026	-1,0%	32.424	35.628	33.525	0,5%	29.470	37.579
sep-05	36.499	1,4%	34.841	38.156	36.380	1,8%	31.337	41.423

	<b>M1*</b>							
	<b>h=1</b>				<b>h=5</b>			
	Pronóst.	Error	Int. conf. 95%		Pronóst.	Error	Int. conf. 95%	
mar-04	48.542	1,2%	46.112	50.973				
jun-04	51.570	2,4%	48.991	54.149				
sep-04	55.984	0,5%	53.173	58.794	55.984	0,5%	53.173	58.794
dic-04	58.417	0,6%	55.448	61.387	58.154	1,1%	54.000	62.309
mar-05	62.376	-0,5%	59.244	65.508	61.700	0,6%	56.313	67.087
jun-05	66.760	-3,6%	63.362	70.157	66.357	-3,1%	59.651	73.064
sep-05	67.996	0,6%	64.608	71.385	70.142	-2,5%	62.238	78.046

	<b>M2*</b>							
	<b>h=1</b>				<b>h=5</b>			
	Pronóst.	Error	Int. conf. 95%		Pronóst.	Error	Int. conf. 95%	
mar-04	64.652	2,5%	61.085	68.219				
jun-04	70.358	3,2%	66.479	74.238				
sep-04	78.764	1,1%	74.400	83.127	78.764	1,1%	74.400	83.127
dic-04	84.210	-1,8%	79.515	88.905	83.284	-0,7%	76.738	89.830
mar-05	89.003	-2,4%	84.080	93.925	89.617	-3,1%	81.004	98.229
jun-05	94.347	-5,6%	89.074	99.619	97.315	-8,5%	86.496	108.133
sep-05	96.055	-0,9%	90.768	101.342	104.963	-9,3%	91.942	117.983

	<b>M3*</b>							
	<b>h=1</b>				<b>h=5</b>			
	Pronóst.	Error	Int. conf. 95%		Pronóst.	Error	Int. conf. 95%	
mar-04	118.309	0,1%	112.430	124.188				
jun-04	124.278	0,9%	118.130	130.426				
sep-04	134.193	1,6%	127.597	140.788	134.193	1,6%	127.597	140.788
dic-04	143.289	-0,8%	136.184	150.394	140.968	0,8%	131.126	150.810
mar-05	150.531	-0,5%	142.943	158.118	149.333	0,3%	136.474	162.192
jun-05	160.517	-3,8%	152.595	168.439	160.100	-3,5%	144.210	175.989
sep-05	164.140	-1,1%	156.045	172.234	170.149	-4,5%	151.292	189.006

Nota: el error se define como  $y - \hat{y}$ , donde  $y$  es el valor observado e  $\hat{y}$  es el valor estimado.

Los pronósticos a un paso (Tabla 6) no presentan errores sistemáticos en los dos agregados más líquidos; y el tamaño de dichos errores no excede en casi ningún caso el 2%. En M2\* y M3\* se advierten en los últimos cuatro trimestres errores de un mismo signo: los modelos parecerían mostrar una sobrestimación de los agregados monetarios más amplios, aunque la magnitud de la misma es pequeña. Ello podría estar relacionado con el uso más intensivo del efectivo por parte de los agentes económicos, aún no captado plenamente por estos modelos.

**Tabla 7 / Medidas de evaluación del error de pronóstico a h pasos.**

<b>h=1 (2004:I - 2005:III)</b>				
	<b>ByM</b>	<b>M1*</b>	<b>M2*</b>	<b>M3*</b>
Error medio cuadrático	209,4	681,3	1573,7	1627,0
Error medio cuad. estand.	0,010	0,017	0,028	0,017
Coef. de Theil	0,005	0,009	0,015	0,009
Proporción sesgo	0,058	0,002	0,067	0,109
Proporción varianza	0,073	0,463	0,650	0,440
Proporción covarianza	0,870	0,536	0,282	0,451

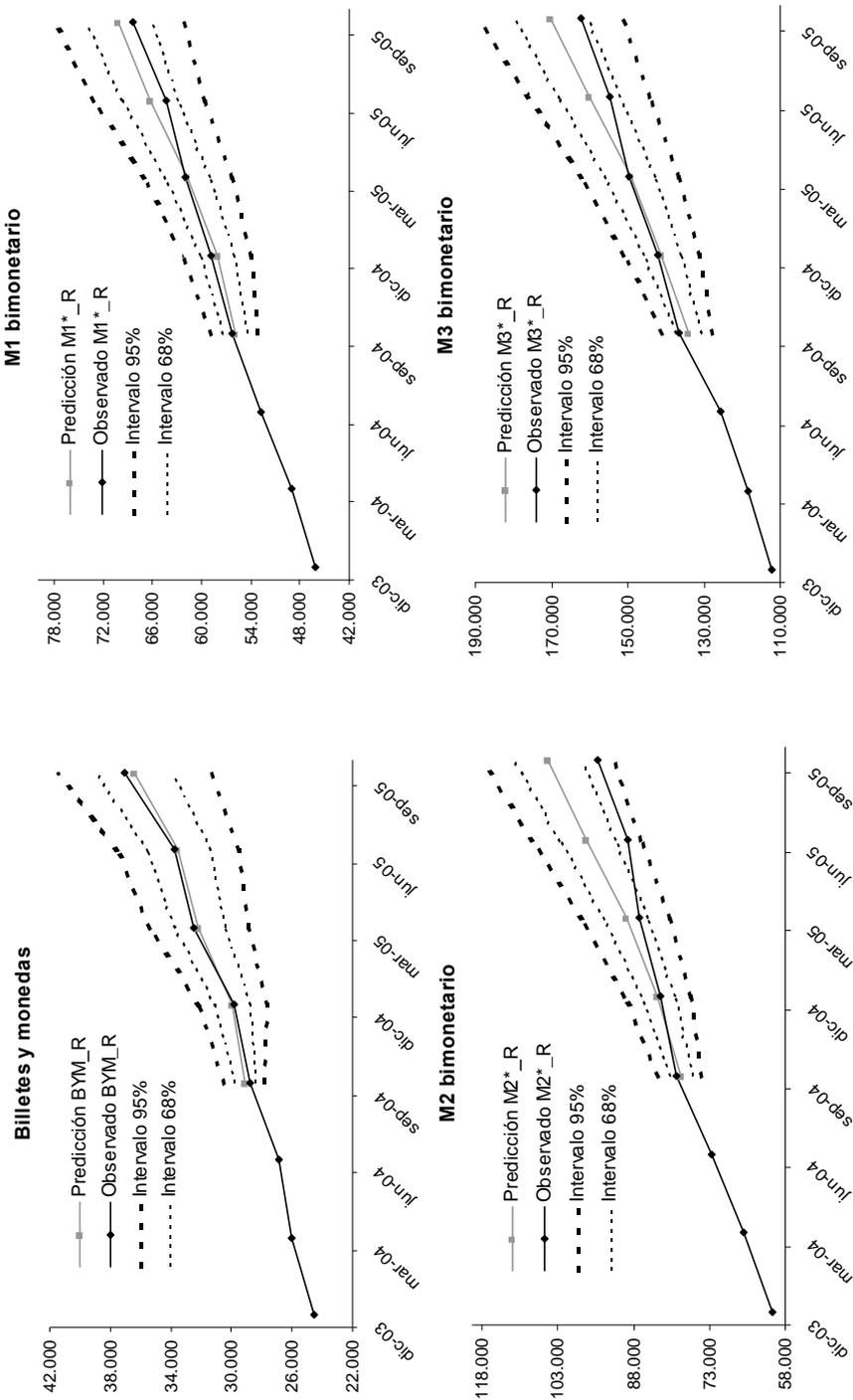
  

<b>h=5 (2004:III - 2005:III)</b>				
	<b>ByM</b>	<b>M1*</b>	<b>M2*</b>	<b>M3*</b>
Error medio cuadrático	226,1	762,6	3550,4	2690,8
Error medio cuad. estand.	0,011	0,019	0,062	0,028
Coef. de Theil	0,006	0,010	0,032	0,014
Proporción sesgo	0,143	0,151	0,488	0,178
Proporción varianza	0,744	0,657	0,493	0,771
Proporción covarianza	0,113	0,193	0,018	0,051

Nota: el ECM estandarizado se define como  $ECME = (ECM^{h/2}) / (h^{-1} \sum y_{t+h})^{1/2}$ , donde  $h$  es el número de pasos e  $y$  el valor observado. La descomposición de Theil se define como  $ECM = (h^{-1} \sum \hat{y} - h^{-1} \sum y)^2 + (\sum -rS_y)^2 + (1-r^2) S_y^2$ , donde  $\hat{y}$  es el valor estimado,  $S$  es el desvío estándar muestral y  $r$  el coeficiente de correlación muestral entre  $y$  e  $\hat{y}$ ; cada término se incluye como proporción del  $ECM$ .

Las medidas estándar de evaluación de los pronósticos a un paso (Tabla 7) también reflejan el mejor desempeño relativo de los modelos de ByM y M1\*: el error cuadrático medio estandarizado aumenta a medida que decrece la liquidez del agregado, a excepción de M3\*. Otra medida a tener en cuenta es la descomposición de Theil del error cuadrático medio en

**Gráfico 2 / Predicciones a 5-pasos para el período 2004:III-2005:III e intervalos de confianza al 95 % y 68 %**



tres componentes: un “buen ajuste” debería revelar proporciones de sesgo y varianza pequeñas y reunir en la covarianza la parte no explicada. Todos los modelos exhiben un componente de sesgo muy bajo, siendo el de M3\* el más elevado. El componente de varianza es en general alto, excepto en ByM. La descomposición de Theil revela así un ajuste aceptable de los pronósticos a un paso, en particular para ByM y M1\*, que muestran las proporciones de covarianzas más elevadas.

Al trabajar con los pronósticos a cinco pasos (Tabla 6 y Gráfico 2), algunas de las cuestiones señaladas anteriormente parecen acentuarse. Aunque en una cuantía no significativa, el modelo de circulante en poder del público presenta, en los últimos tres trimestres pronosticados, un error positivo, lo que implicaría una ligera subestimación de billetes y monedas, aunque ésta no excede el 2%. Esto es consistente con el comportamiento advertido desde la crisis, que ha conllevado un descenso de la velocidad de circulación del dinero más líquido (Gráfico 1). En tanto, el modelo de M1\* muestra errores de signo algo menos sistemático, y de magnitud igualmente reducida. Una vez más, es en M2\* y M3\* donde se advierten errores mayores y crecientes a lo largo del tiempo. Aquí se trataría de una sobrestimación de estos agregados, el espejo de una economía que no recuperó sus niveles de bancarización previos a la crisis.<sup>27</sup> Nuevamente, el error medio absoluto de los pronósticos a 5 pasos (Tabla 7) varía en proporción inversa a la liquidez del agregado (a excepción de M3\*). Sin embargo, en la descomposición de Theil se observa en general mayor proporción de sesgo y varianza que de covarianza.

Si se construyeran intervalos a partir de estas estimaciones puntuales, bastaría hacerlo con la amplitud de un desvío por encima y por debajo de aquellas para que queden comprendidas dentro de tales bandas. La única excepción se presenta en el caso de M2\*, pero sólo para el cuarto y quinto paso de pronóstico; y si bien estos últimos valores están más allá de un desvío estándar, permanecen dentro del intervalo de 2 desvíos. Estos son

---

<sup>27</sup> El examen de todos los errores a 5 pasos a lo largo de la muestra corrobora que la eventual “sobrestimación” es más marcada en M3\* que en M2\* (lo que, por otra parte, refuerza la idea de que es el agregado más ilíquido el que no se ha recuperado respecto de sus niveles pre-crisis, y que esto se refleja en los modelos). Este resultado, no obstante, depende de la serie de datos considerada (ver nota 21).

nuevos indicios de un comportamiento más que aceptable estadísticamente y también relevante desde el punto de vista económico.<sup>28</sup>

El análisis anterior se refiere sólo al período 2004:III – 2005:III. Es interesante determinar si el satisfactorio desempeño de la capacidad predictiva de estos modelos se extiende sobre un período muestral mayor; asimismo, podría comprobarse si la aparente sobrestimación de los agregados amplios es propia del período referido, o se vincula con algún comportamiento anómalo en los pronósticos.

Existen criterios adicionales para evaluar la capacidad predictiva de un modelo: uno de ellos se conoce como “racionalidad de los pronósticos”, e incluye los conceptos de insesgamiento y eficiencia de los mismos.<sup>29</sup> Evaluar si los pronósticos son insesgados se acerca a la idea de medir si “aciertan” en promedio a lo largo de toda la muestra –y no sólo en las últimas observaciones, como se presentó hasta ahora– en el verdadero valor de las variables de interés.

32

Para poder aplicar este análisis se construyeron series de pronósticos de 1 a 5 pasos. Dichas series se inician en 1996:I y finalizan en 2005:III. En cada una de ellas se mantiene fijo el horizonte de pronóstico  $h$  mientras el período muestral  $T$  varía. A fin de testear insesgamiento se estima la siguiente relación mediante MCO:

$$O_{T+h} = \alpha + \beta P_{T+h/T} + \varepsilon_{T+h} \quad (2)$$

donde  $O_{T+h}$  es el valor observado en  $T+h$  y  $P_{T+h/T}$  es el valor pronosticado en  $T+h$  al momento  $T$ . La hipótesis nula  $\alpha=0$  y  $\beta=1$  implica que los pronósticos son insesgados; en tanto esta hipótesis permite aceptar o

---

<sup>28</sup> Cuando decimos “relevante desde el punto de vista económico” nos referimos al posible *trade-off* entre certeza en el grado de cumplimiento y capacidad de la meta de generar algún grado de credibilidad: una meta lo suficientemente amplia será ciertamente cumplible, pero con poco o ningún valor como ancla nominal.

<sup>29</sup> El concepto de racionalidad débil se refiere a la consistencia del pronóstico, en el sentido que el pronosticador no comete errores sistemáticos al realizar el pronóstico. Esta propiedad puede ser testeada a partir de los valores observados y los valores pronosticados sin ningún otro tipo de información adicional. En cambio, el concepto de racionalidad en sentido estricto o eficiencia, se refiere a que los errores de pronóstico no están correlacionados con ninguna otra serie o información disponible al momento en que el pronóstico es realizado. Este tipo de análisis ha sido utilizado fundamentalmente para evaluar el desempeño de las encuestas que pronostican diferentes tipos de variables macroeconómicas con distintos horizontes (Nordhaus, 1987; Brown y Maital, 1981).

rechazar que los pronósticos y sus errores están correlacionados, constituye también un test de eficiencia. Si bien los estimadores de los coeficientes  $\alpha$  y  $\beta$  son insesgados y consistentes, la matriz de varianzas y covarianzas de aquellos es inconsistente, ya que los errores presentan correlación serial; ello invalida el cálculo de los estadísticos  $t$  y, por ende, la inferencia. Dicha correlación se debe a que el pronóstico para cualquier  $h > 1$  se realiza sobre muestras solapadas, en el sentido que los pronósticos son formulados antes de conocer el error cometido en el paso previo (Clements y Hendry, 1998; Elkayam e Ilek, 2004). Para solucionar este problema, se corrige la matriz de varianzas y covarianzas mediante el método de Newey-West. La Tabla 8 presenta los resultados de la estimación por MCO de la ecuación (2), con la corrección por autocorrelación, para  $h=1, 2, \dots, 5$ , junto con los resultados del test para la hipótesis mencionada.

La condición  $\alpha=0$  y  $\beta=1$  es suficiente pero no necesaria para el insesgamiento: Holden y Peel (1990) sugieren también someter a prueba el insesgamiento a través de un test de  $\tau=0$  en la siguiente regresión

$$O_{T+h} - P_{T+h|T} = \tau + \varepsilon_{T+h} \quad (3)$$

De acuerdo con los resultados de la Tabla 8, se acepta la hipótesis nula acerca de los pronósticos planteada para la ecuación (2) a los niveles usuales del 1% y 5%, con excepción de M3\* para el cuarto y quinto paso. En el caso del test para la ecuación (3), no se rechaza la hipótesis nula para ninguno de los agregados monetarios cualquiera sea el  $h=1 \dots 5$ , a los niveles del 1% y 5%. Luego, según la evidencia disponible los pronósticos realizados por todos los modelos de corto plazo son insesgados para horizontes de pronóstico de 1 a 5 pasos. Este análisis señala la ausencia de un comportamiento sistemáticamente errado de las predicciones; la posible excepción sería M3\*, lo que podría estar asociado a los problemas de cambio estructural que se habrían detectado en su especificación (ver sección III.1).

**Tabla 8 / Tests de insesgamiento de los pronósticos, 1996:I – 2005:III**

$$O_{T+h} = \alpha + \beta P_{T+h/T} + e_{T+h} \quad (2)$$

$$O_{T+h} - P_{T+h/T} = \tau + e_{T+h} \quad (3)$$

		<b>ByM</b>				
		<b>h=1</b>	<b>h=2</b>	<b>h=3</b>	<b>h=4</b>	<b>h=5</b>
$H_0: \alpha = 0$ y $\beta = 1$	$F(2,33)$	1,882	1,422	1,405	1,676	1,835
	p-value	0,168	0,256	0,260	0,203	0,176
$H_0: t = 0$	$F(2,33)$	1,456	2,006	2,434	3,102	3,581
	p-value	0,236	0,166	0,128	0,087	0,067

		<b>M1*</b>				
		<b>h=1</b>	<b>h=2</b>	<b>h=3</b>	<b>h=4</b>	<b>h=5</b>
$H_0: \alpha = 0$ y $\beta = 1$	$F(2,33)$	0,810	2,191	2,599	1,060	0,803
	p-value	0,454	0,128	0,090	0,358	0,457
$H_0: t = 0$	$F(2,33)$	0,014	0,003	0,003	0,042	0,060
	p-value	0,906	0,959	0,954	0,838	0,808

		<b>M2*</b>				
		<b>h=1</b>	<b>h=2</b>	<b>h=3</b>	<b>h=4</b>	<b>h=5</b>
$H_0: \alpha = 0$ y $\beta = 1$	$F(2,33)$	0,920	1,385	0,746	0,075	0,006
	p-value	0,409	0,265	0,482	0,928	0,994
$H_0: t = 0$	$F(2,33)$	0,250	0,159	0,070	0,016	0,003
	p-value	0,621	0,692	0,793	0,900	0,958

		<b>M3*</b>				
		<b>h=1</b>	<b>h=2</b>	<b>h=3</b>	<b>h=4</b>	<b>h=5</b>
$H_0: \alpha = 0$ y $\beta = 1$	$F(2,33)$	2,062	2,371	2,310	3,936	7,393
	p-value	0,143	0,109	0,114	0,029	0,002
$H_0: t = 0$	$F(2,33)$	0,187	0,115	0,046	0,016	0,009
	p-value	0,668	0,736	0,831	0,901	0,927

Si bien los pronósticos de 1 a 5 pasos son insesgados, y los errores asociados a ellos no son significativos, durante el período 1996:I-2005:III estos últimos se vuelven persistentes a medida que el horizonte de predicción se extiende: esto es, aunque los pronósticos no revelen problemas de sesgo, puede haber problemas de varianza –algo que ya sugería la descomposición de Theil para 2004:III - 2005:III-. Los errores en los pronósticos a un paso del modelo en diferencias no están correlacionados (ver Tabla 4), pero al realizarse las predicciones en niveles, el modelo se vuelve dinámico, en el sentido de que el valor de la variable de interés en  $t$  está parcialmente determinado por su valor en  $t-1$ . En este último caso, la correlación de los errores de predicción ocurre siempre

que el horizonte sea superior a un paso.<sup>30</sup> Se propone entonces un ajuste que contemple este problema: corregir el pronóstico en  $T+h$  por el valor del error de pronóstico en  $T-1+h$ , teniendo en cuenta la autocorrelación de dichos errores, esto es:

$$P_{T+h/T}^C = P_{T+h/T} + \phi e_{(T-1)+h} \quad (4)$$

donde  $P_{T+h/T}^C$  denota el pronóstico corregido a  $h$  pasos realizado en  $T$ ,  $P_{T+h/T}$  el pronóstico original a  $h$  pasos realizado en  $T$ ,  $e_{(T-1)+h}$  el error del pronóstico realizado en  $T-1$  a  $h$  pasos, y  $\phi$  el coeficiente de autocorrelación entre  $e_{(T-1)+h}$  y  $e_{T+h}$ .

La corrección propuesta puede justificarse tanto a partir de criterios econométricos como del juicio del analista. Desde el punto de vista econométrico, tomar en cuenta la estructura de los errores permite un mejor pronóstico.<sup>31</sup> Concretamente, la utilización del modelo corregido para todos los agregados teniendo en cuenta la estructura de correlación del error arroja resultados superiores en términos de varianza de los errores y de ECM (a excepción del ECM para M1\*); en la Tabla 9, valores inferiores a 1 indican que los pronósticos corregidos tienen menor varianza que aquellos sin corregir. Además, al incorporar las correcciones, todas las observaciones quedan comprendidas dentro de los rangos estimados de un desvío.<sup>32</sup>

Asimismo, el analista debe evaluar en qué medida comportamientos de uso más intensivo del efectivo, que podrían estar explicando el signo del error observado hacia el final de la muestra, deben ser incorporados a los pronósticos. Es claro que modelos estimados para el período 1993:II-2005:III reflejan, durante buena parte de dicho lapso, conductas cuya

<sup>30</sup> En rigor, la correlación entre los errores de pronósticos formulados en  $T$  y  $T-j$  surge en la medida en que la longitud del horizonte de pronóstico  $h$  sea superior a la distancia  $j$ .

<sup>31</sup> Este tipo de ajuste puede ser ventajoso por otros motivos: si la presencia de algún "quiebre" estructural da lugar a pronósticos correlacionados positivamente, la corrección de pronóstico usando el error del paso anterior conlleva un beneficio; ver Ahumada (2005).

<sup>32</sup> Los modelos así corregidos fueron comparados con el desempeño de los pronósticos de modelos ARIMA, medido a través del ECM, para el período 2004:I-2005:III. No hay diferencia en el pronóstico a 1 paso entre los dos modelos para ByM; y resultan superiores los ARIMA para M1\*, M2\* y M3\*. Para pronósticos a 5 pasos, el modelo usado en este trabajo es claramente superior al ARIMA en ByM; en M1\*, ambos modelos son indistintos; y en M2\* y M3\* vuelve a ser menor el ECM de los modelos ARIMA.

sensibilidad a los determinantes elegidos es diferente de la actual; por lo tanto, usar los coeficientes estimados para la predicción seguramente acarrea un error, por más que no sea estadísticamente significativo ni resienta la capacidad predictiva del modelo bajo criterios convencionales. Es un interrogante hasta qué punto este comportamiento puede sostenerse en el tiempo o ya ha llegado a su fin, debiendo a partir de ahora revertirse parcialmente el movimiento desde formas más líquidas hacia otras más ilíquidas de mantenimiento de los saldos reales. La evidencia con que se cuenta hasta aquí no permite indicar que dicha reversión vaya a tener lugar de manera significativa en el corto plazo; teniendo en cuenta el horizonte de predicción “corto” de este trabajo, es aconsejable generar una corrección.

**Tabla 9**

**Ratio de varianzas 1996:I - 2005:III**

Ratio de varianzas de los errores de pronóstico corregidos de acuerdo a la estructura de autocorrelación respecto de los errores de pronóstico sin corrección

	<b>ByM_r</b>	<b>M1*_r</b>	<b>M2*_r</b>	<b>M3*_r</b>
h=2	0,938	0,854	0,814	0,885
h=3	0,895	0,737	0,660	0,816
h=4	0,866	0,635	0,607	0,677
h=5	0,778	0,566	0,494	0,612

**Comparación del error cuadrático medio para 2004:III-2005:III**

Ratio del ECM entre los pronósticos corregidos respecto de los pronósticos sin corregir

	<b>ByM</b>	<b>M1*</b>	<b>M2*</b>	<b>M3*</b>
Ratio ECM	0,482	1,385	0,848	0,876

**V. Conclusiones**

En este trabajo se estimaron diferentes agregados monetarios en función del producto y la tasa de interés, con el objetivo de realizar pronósticos útiles a la formulación de la política monetaria. Los modelos uniecuacionales estimados exhiben un aceptable ajuste global (y de sus coeficientes

individuales), con residuos no autocorrelacionados, homocedásticos y normales, y evidencia de constancia en sus parámetros. Los pronósticos no exhiben errores significativamente distintos de cero tanto a uno como a cinco pasos, y con 68% de confianza los valores diarios observados entre 2004:III y 2005:III quedan comprendidos dentro de los rangos promedio trimestrales. Adicionalmente, se corrobora a través de dos tests el insesgamiento de los pronósticos a lo largo del período 1996:I-2005:III. Así, criterios más exigentes que los usuales avalan la capacidad predictiva de los modelos estimados.

La aplicación de criterios más rigurosos se origina en los propios costos enfrentados por la autoridad monetaria. Tales criterios llevan a detectar errores que –aunque no significativos– parecen indicar sobrestimación de los agregados amplios y –en mucha menor medida– subestimación de los más líquidos. La eventual subestimación de las formas líquidas de dinero puede llevar a metas innecesariamente restrictivas; la posible sobrestimación de las más amplias, a metas demasiado expansivas. Es así conveniente introducir un ajuste en base a criterios econométricos y a la propia evaluación de los analistas: los errores de pronóstico muestran persistencia a medida que aumenta el horizonte de predicción; y la evidencia indica que, luego de la crisis, los agentes económicos utilizan efectivo de manera más intensiva que antes, en desmedro de tenencias de saldos menos líquidas. El ajuste consiste en corregir la estimación por el último error observado en el paso correspondiente, teniendo en cuenta la estructura de autocorrelación de los errores de pronóstico.

Los modelos así obtenidos son una herramienta que permite evaluar qué nivel de metas monetarias es coherente con el escenario macroeconómico que se considere, utilizando como insumos variables cuyos pronósticos pueden obtenerse de manera consistente a partir del Modelo Estructural Pequeño desarrollado por el BCRA.

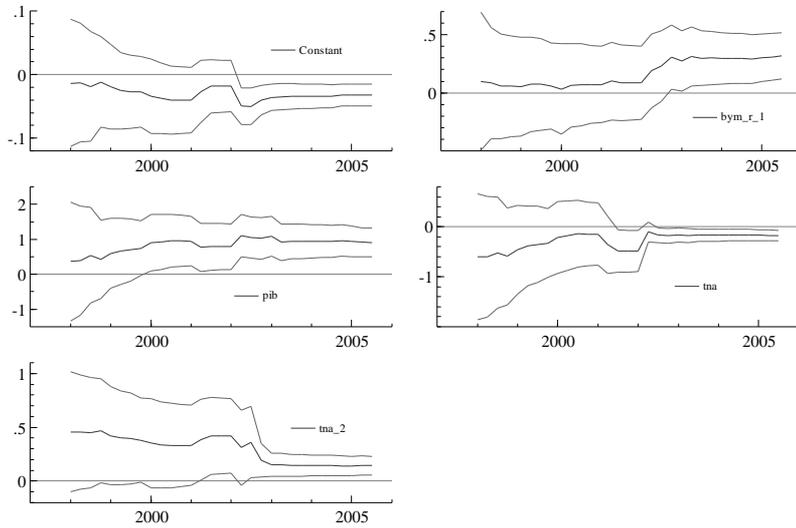
Realizar estimaciones en el período 1993-2005 presenta la particularidad de abarcar dos regímenes macroeconómicos diferentes. Esto se revela problemático a la hora de estudiar las relaciones de largo plazo entre las variables elegidas: los coeficientes obtenidos no corresponden a los valores de largo plazo sugeridos por la teoría; y las relaciones de cointegración no resultan estacionarias –aún considerando que se controló por posibles quiebres–, lo que contradice su razón de ser. Tendría poco sentido realizar

pronósticos a partir, por ejemplo, de una elasticidad transaccional que casi duplica la unidad, cuando sabemos que se obtuvo de datos que pertenecen a un período de intensa remonetización de la economía, seguido por una crisis y un proceso de remonetización de los agregados líquidos. Si bien es cierto que los tests de exogeneidad, así como las relaciones de causalidad de Granger, no sugieren en todos los casos la conveniencia de un enfoque uniecuacional, consideramos más costosa aún la estimación de un modelo VECM que de antemano se sabe incorrectamente especificado.

Varias son las líneas de trabajo que pueden seguirse para completar satisfactoriamente esta primera aproximación, tanto desde el punto de vista de los determinantes como de la relación entre éstos y los saldos reales. En cuanto a los primeros: luce conveniente introducir las necesidades transaccionales a través de la suma de producto e importaciones; es importante discriminar cuál es el costo de oportunidad más apropiado para cada agregado, así como incluir el tipo de cambio nominal; finalmente, la modelización de depósitos del sector público, eventualmente explicados por la recaudación o necesidades de financiamiento debería llevar a mejorar la estimación de agregados que incluyen los depósitos totales. Debe tenerse en cuenta, por supuesto, que incrementar los determinantes es costoso en términos de obtener un *set* de variables a pronosticar internamente consistente a lo largo de un horizonte anual. Respecto de las relaciones entre determinantes y dinero: aún si no puede llegarse a modelos de corrección al equilibrio, el uso de modelos VAR debería ensayarse; no puede descartarse especificar modelos más desagregados, por tipo de depósitos; finalmente, el enfoque de coeficientes variables parecería ser una herramienta sumamente útil para encarar la estimación de demanda de dinero bajo cambios estructurales.

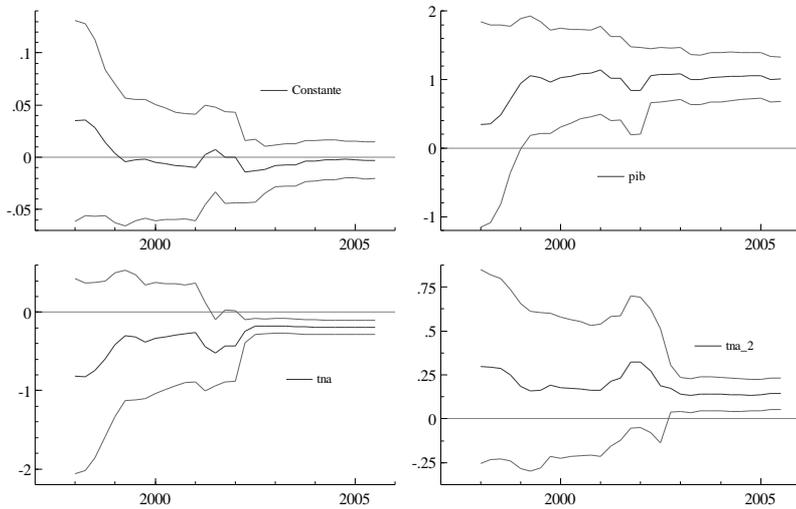
## Anexo A / Gráficos recursivos de constancia de los parámetros

### ByM



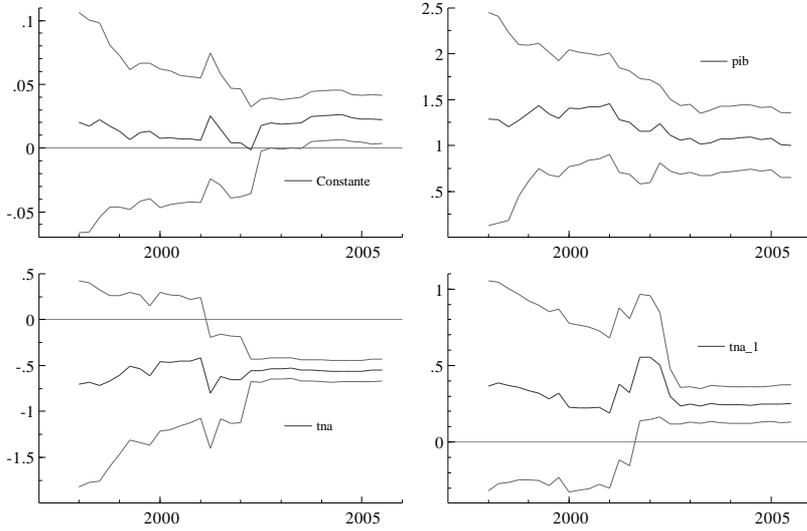
39

### M1\*



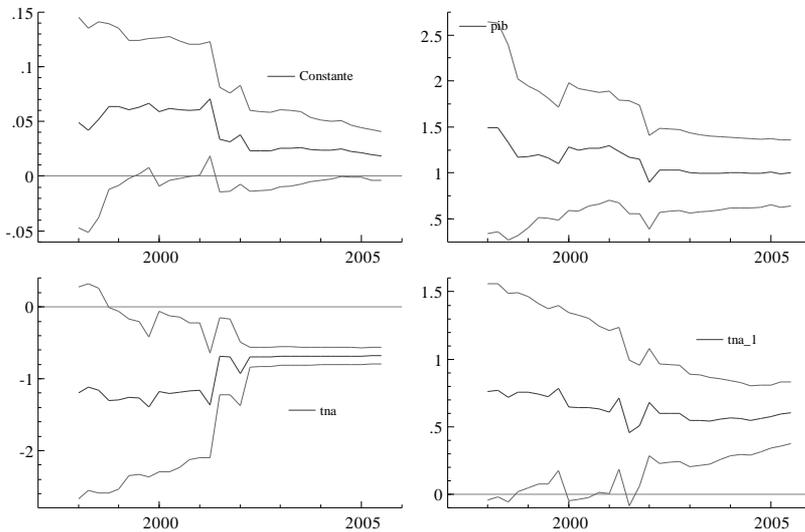
## Anexo A / Gráficos recursivos de constancia de los parámetros (continuación)

### M2\*



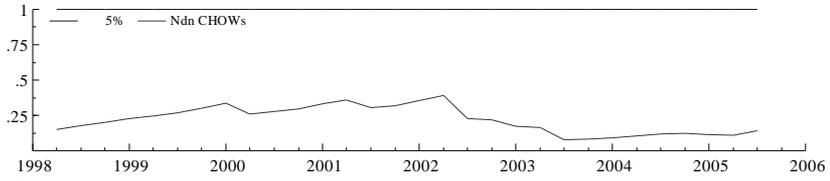
40

### M3\*

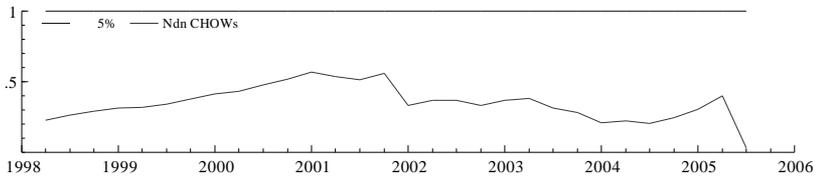


## Anexo B / Tests recursivos de pronóstico de Chow (n-descendientes)

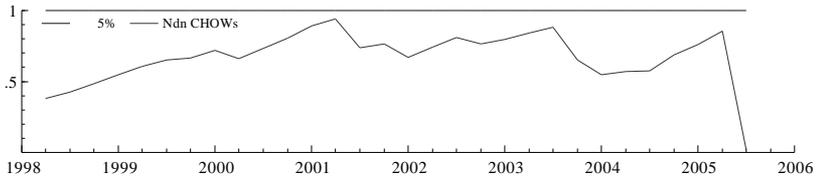
### ByM



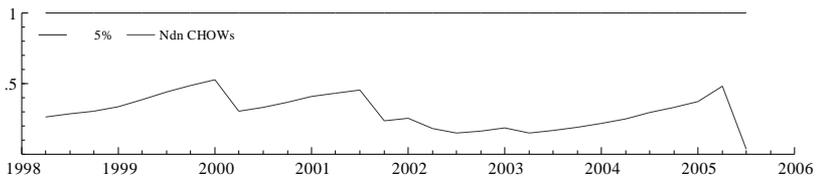
### M1\*



### M2\*



### M3\*



## Referencias

- **Ahumada, Hildegart (1992)**; “A Dynamic Model of the Demand for Currency: Argentina 1977-1988”, *Journal of Policy Modeling*, vol. 14, nro. 3.
- **Ahumada, Hildegart (2005)**; “Pronóstico con Modelos Econométricos”, en Asociación Argentina de Economía Política: *Progresos en Econometría*, Temas Grupo Editorial, Buenos Aires.
- **Ahumada, Hildegart y Lorena Garegnani (2002)**; “Understanding Money Demand of Argentina: 1935-2000”, *Séptimas Jornadas de Economía Monetaria e Internacional*, Universidad Nacional de la Plata.
- **Bjornland, Hilde (2005)**; “A Stable Demand for Money Despite Financial Crisis: the Case of Venezuela”, *Applied Economics*, vol. 37, nro. 4.
- **Brown, Bryan W. y Shlomo Maital (1981)**; “What do Economists Know? An Empirical Study of Experts’ Expectations”; *Econometrica*, vol. 49, nro. 2.
- **Burdisso, Tamara y Lorena Garegnani (2005)**; “Estimación de agregados monetarios”, Subgerencia General de Investigaciones Económicas, Banco Central de la República Argentina, mimeo (agosto).
- **Choudhry, Taufiq (1995)**; “High Inflation rates and the Long-run Money Demand Function: Evidence from Cointegration Tests”; *Journal of Macroeconomics*, vol. 17, nro. 1.
- **Clements, Michael y David Hendry (1998)**; *Forecasting Economic Time Series*; Cambridge University Press.
- **Doornik, Jurgen A. y David Hendry (1997)**; “Modelling Dynamic Systems Using PcFiml 9.0 for Windows”, International Thomson Business Press.

- **Elkayam, David y Alex Ilek (2004)**; “The Information Content of Inflationary Expectations Derived from Bond Prices in Israel”, Bank of Israel, 2004.3, December.
- **Ericsson, Neil (1998)**; “Empirical Modelling of Money Demand”, *Empirical Economics* 23: pp. 295-315.
- **Ericsson, Neil y Steven Kamin (2003)**; “Dollarization in post-hyperinflationary Argentina”, *Journal of International Money and Finance*, vol. 22.
- **Gay, Alejandro (2004)**; “Money Demand and Monetary Disequilibrium in Argentina (1963-2003)”, XXXIX Reunión Anual de la Asociación Argentina de Economía Política, Buenos Aires.
- **Granger, Clive (2001)**; “Evaluation of Forecasts”, en Hendry & Ericsson (eds.): *Understanding Economic Forecasts*, Cambridge: MIT Press.
- **Grubisic, Elena y Marilina Manteiga (2000)**; “Modelos de Predicción de Agregados Monetarios”, Banco Central de la República Argentina, Nota Técnica nro. 9.
- **Holden, K. y D.A. Peel (1990)**; “On testing for unbiasedness and efficiency of forecasts”, *Manchester School*, 58, pp. 120-127.
- **Johnson, Harry G. (1962)**; “Monetary Theory and Policy”, *The American Economic Review*, vol. 52, nro. 3.
- **Knell, Markus y Helmut Stix (2004)**; “Three Decades of Money Demand Studies. Some Differences and Remarkable Similarities”, Oesterreichische Nationalbank, Working Paper 88, May.
- **Melnick, Rafi (1990)**; “The Demand for Money in Argentina 1978-1987: Before and After the Austral Program”, *Journal of Business & Economic Statistics*, vol. 8, nro. 4.
- **Nordhaus, William (1987)**; “Forecasting Efficiency: Concepts and Applications”, *Review of Economics and Statistics*, 69.

- **Utrera, Gastón (2002)**; “Un Análisis Econométrico del Efecto de la Política Monetaria en Argentina”, *Séptimas Jornadas de Economía Monetaria e Internacional*, Universidad Nacional de la Plata.
- **Wolters, Jurgen, Timo Terasvirta y Helmut Lütkepohl (1998)**; “Modelling the Demand for M3 in the Unified Germany”; *The Review of Economics and Statistics*, vol. 80, nro. 3, pp. 399-409.

# Estimaciones Alternativas de la Brecha del Producto para la Economía Argentina

**Pedro Elosegui**

**Lorena Garegnani**

**Luis Lanteri**

**Francisco Lepone**

**Juan Sotes Paladino**

Banco Central de la República Argentina (BCRA)\*

## Resumen

45

El análisis de la dinámica de la brecha del producto (la diferencia entre el producto observado y el potencial no inflacionario) es una herramienta ampliamente utilizada en los modelos estructurales empleados por los bancos centrales. En tales modelos la brecha del producto resulta una variable clave para explicar la dinámica de los precios y de los salarios. Sin embargo, a pesar de su potencialidad como variable relevante para la toma de decisiones de política, tanto el producto potencial como la brecha del producto no son directamente observables. Por esta razón, es necesario avanzar en una estrategia que permita perfeccionar su estimación utilizando para esto metodologías alternativas. En este trabajo se presentan diversas metodologías destinadas a estimar el producto potencial y la brecha del producto en el caso de la economía argentina. En particular, se describe el método basado en una función de producción de tipo neoclásica. El trabajo incluye también estimaciones del producto potencial realizadas a partir de diferentes métodos univariados y multivariados como “*State-Space*” (filtro de Kalman), Hodrick-Prescott (HP) multivariado y la propuesta de VAR estructural. El objetivo final del trabajo es dotar al Banco Central de diversas herramientas para estimar dicha variable, así como evaluar el

---

\* Correo electrónico: pelosegui@bcra.gov.ar, lgaregnani@bcra.gov.ar, llanteri@bcra.gov.ar, jsotes@bcra.gov.ar.

desempeño relativo de cada una de ellas considerando su capacidad para predecir la evolución de la inflación.

Palabras clave: producto potencial, brecha del producto, método de la función de producción, metodologías alternativas de estimación.

JEL: E22, E23 y E32.

## I. Introducción

El análisis de la dinámica de la brecha del producto (la diferencia entre el producto observado y el potencial no inflacionario) es una herramienta ampliamente difundida entre los bancos centrales. La estimación y seguimiento de esta variable forma parte de la agenda de investigación de la mayoría de estas entidades, siendo un tema de constante discusión e incluso de controversia en torno a su propia definición.

La utilidad fundamental de la brecha del producto se vincula con la necesidad de entender la relación entre la evolución del ciclo del producto y su efecto real y/o potencial en la inflación. De hecho, la brecha del producto constituye uno de los determinantes esenciales de la evolución de la inflación en cualquier modelo estructural. En general, este tipo de modelos se utiliza como una herramienta para la implementación de la política monetaria. Desde el punto de vista formal existen diversas definiciones de la brecha del producto potencial, que se relacionan directamente con la concepción acerca del producto potencial no inflacionario. Siendo esta última variable no observable, el análisis de la literatura económica brinda una amplia variedad de definiciones, más o menos taxativas, que pueden virtualmente resumirse en una más amplia y pragmática, aunque no tan precisa: el producto potencial no inflacionario sería el nivel de producción compatible con la estabilidad de precios.<sup>1</sup>

La mayoría de los bancos centrales estima el producto potencial no inflacionario utilizando diversas metodologías. La elección de la mejor alternativa depende de diversos factores, que se relacionan con cuestiones idiosincrásicas a las propias economías, con la disponibilidad y calidad de la información y con el desempeño, en términos de predicción, de los diversos modelos. Las metodologías de estimación más usuales se dividen entre aquellas de tipo univariadas, como el filtro de Hodrick-Prescott (HP), prior HP, *Band Pass Filters*, etc, y las multivariadas, como la función de producción, filtro de Kalman, filtro HP multivariado, etc. Las metodologías univariadas relacionan el producto potencial no inflacionario con la tendencia de crecimiento del producto, mientras que las multivariadas introducen componentes

---

<sup>1</sup> Es decir un nivel de producto que no genera presiones inflacionarias, idealmente en torno a una tasa de inflación baja.

estructurales relevantes para aproximar el nivel de utilización de los recursos considerando su potencial efecto sobre la inflación.<sup>2</sup>

El BCRA cuenta con una estimación del producto potencial para la Argentina basado en el método de la función de producción.<sup>3</sup> El producto potencial calculado a través de esta metodología constituye un insumo en el Modelo Estructural Pequeño (MEP), utilizado en el Banco para realizar proyecciones de mediano plazo. En este modelo, la brecha del producto es un determinante significativo tanto en la ecuación de la inflación como en la del producto. Teniendo en cuenta la importancia de contar con herramientas adecuadas para estimar la brecha del producto, considerando su utilidad como determinante de la dinámica del MEP, y dada su potencialidad como variable relevante para la toma de decisiones de política, es necesario avanzar en una estrategia que permita perfeccionar la estimación actualmente disponible y complementar la misma con otras metodologías alternativas.

48

El presente estudio presenta un análisis de la evolución del producto potencial no inflacionario de la Argentina estimado a partir de diversas metodologías. En el caso particular de nuestro país, este objetivo representa un desafío interesante considerando que, como veremos más adelante, el período incluido involucra tanto años de baja inflación como episodios de hiperinflación, así como cambios importantes en los regímenes monetarios y económicos. La sección II introduce el concepto de producto potencial no inflacionario y discute la evolución histórica de las metodologías utilizadas para su estimación. La sección III describe el método de la función de producción actualmente utilizado, sus características, así como una alternativa de modificación de uno de sus parámetros más determinantes, la participación relativa de los factores de producción. Esta modificación, sin ser un cambio en la metodología en sí, genera una mejora significativa en el desempeño de la misma como determinante de la inflación. En la sección siguiente se consideran metodologías alternativas que

---

<sup>2</sup> Billmeier, A. (2004) asimila los modelos univariados a una concepción de "*Real Business Cycle*" (ciclo real), los que corresponden a los denominados no estructurales. En tanto, los multivariados tendrían un fundamento más cercano a la "concepción keynesiana", siendo los denominados estructurales o semi estructurales (porque tienen un componente de filtro univariado). Como se señala más adelante, los filtros multivariados tienen una relación más directa con la definición de producto potencial no inflacionario utilizada por los bancos centrales.

<sup>3</sup> Escudé et al. (2004).

serán comparadas con las dos especificaciones de la función de producción. Por un lado se presenta la metodología basada en “*State-Space*”, así como una alternativa basada en una curva de Phillips planteada en la forma de “*State-Space*”. Asimismo, se incluye una estimación del producto potencial basada en el filtro HP (univariado y multivariado) y una estimación basada en una variante calculada a partir de la propuesta de VAR estructural de Blanchard y Quah (1989). Por último, se presentan los coeficientes de correlación entre las distintas brechas estimadas, se analiza la capacidad predictiva de cada una de ellas y se comentan algunas conclusiones del trabajo. En el Anexo se describe la determinación de la participación de los factores en el producto.

## **II. El concepto de producto potencial no inflacionario y su medición: una perspectiva histórica**

El producto potencial no inflacionario es inherentemente no observable, y resulta un caso paradójico de una variable cuya existencia teórica no está claramente definida y sin embargo es utilizada asiduamente en trabajos empíricos. En sentido estricto, las definiciones existentes de producto potencial no inflacionario son controvertidas. No obstante, a los fines de la definición de la política monetaria el análisis de la relación entre el ciclo económico y la inflación cumple un rol fundamental, y por ello la brecha del producto a lo largo del ciclo económico se vuelve una herramienta analítica de alto valor. De allí el énfasis que los bancos centrales otorgan a la estimación de esta variable.

Dentro de las definiciones de producto potencial no inflacionario, una de las más relevantes desde el punto de vista de los bancos centrales es la que presenta Okun (1970). En su trabajo pionero, este autor define al producto potencial como la cantidad máxima de producto que la economía podría generar bajo condiciones de pleno empleo de los recursos productivos, considerando a este último como aquel que permite alcanzar un nivel máximo de producción en ausencia de presiones inflacionarias (estaría indicando así un nivel “sostenible” de producción). Adicionalmente, Gordon (1984) le agrega a la definición una dimensión extra, ya que establece un vínculo entre el producto potencial y el mercado laboral, en particular con la tasa natural de desempleo. En este marco, el uso potencial de los recursos podría asimilarse a la utilización promedio de los factores productivos

a través del ciclo económico, e indicaría el nivel de producción que no genera presiones inflacionarias (ni deflacionarias) en la economía, tanto en precios como en salarios. Por su parte, la literatura macroeconómica relacionada con la *New Neoclassical Synthesis*, establece un concepto diferente del producto potencial no inflacionario, al considerar que esta variable representa el nivel de producto de equilibrio que se alcanzaría con precios y salarios plenamente flexibles. Esta última definición podría asimilarse a una situación en la cual el producto potencial no inflacionario resulta un producto de estado estacionario. La presencia de presiones inflacionarias en la economía (cambios en el producto no asociados con cambios en el nivel de producto potencial no inflacionario) se asociaría con rigideces en los ajustes de precios y/o salarios. Si fuera posible estimar la variable no observable, una brecha positiva sería por definición un reflejo de la presencia de presiones inflacionarias en la economía, en tanto que una brecha negativa se relacionaría con una desaceleración, o deflación, en los precios domésticos.

---

50

Por su parte, el producto podría descomponerse en un componente cíclico y un componente de crecimiento tendencial. En tal caso, los *shocks* permanentes sobre el producto deberían afectar básicamente al crecimiento de la serie y por ende a su tendencia y así al producto potencial no inflacionario, de manera que la brecha del producto debería mantenerse invariante. Por el contrario, los *shocks* temporarios, en general asociados con la demanda, afectarían principalmente al componente cíclico. En otros términos, los *shocks* permanentes presentarían efectos sobre el producto potencial no inflacionario y los transitorios afectarían básicamente al comportamiento de la brecha o del ciclo de la serie. Por tanto, desde el punto de vista de los hacedores de política monetaria serían estos últimos cambios los relevantes al momento de tomar decisiones. Precisamente, las metodologías analizadas en el presente trabajo intentan discriminar entre cambios permanentes y transitorios del nivel de producto.

Sin embargo, los primeros intentos para estimar el producto potencial no inflacionario coincidieron con el auge de los modelos de tipo keynesiano e ignoraban por lo general los factores del lado de la oferta de la economía. Durante la década del sesenta y los primeros años de los setenta la metodología más ampliamente difundida para obtener el producto potencial consistía en estimar una tendencia lineal que atravesara el pico (*peak*) del ciclo económico, ya que se pensaba que el producto potencial

representaba el máximo producto posible de la economía (algo así como la frontera de posibilidades de producción). Por construcción esta metodología implicaba que la brecha del producto (la diferencia entre el producto observado y el potencial) fuera casi siempre negativa (o a lo sumo igual a cero). Debido a ello, los intentos de explicar la inflación introduciendo la brecha en una estimación de la curva de Phillips resultaron poco útiles, por lo que muchos investigadores terminaron ignorando la relación entre la brecha del producto así definida y la inflación.

A principios de los años setenta esta metodología comenzó a ser reemplazada por el uso de tendencias de tiempo lineales que pasaban por el centro de los ciclos económicos. La crisis del petróleo en los años setenta y la desaceleración de la productividad mostraron también la relevancia de los *shocks* del lado de la oferta. Se difundió entonces la idea que tanto los *shocks* de demanda como los de oferta tenían influencia en la determinación del producto. Más tarde comenzó a imponerse la metodología basada en la desagregación del producto que estaba inspirada en el trabajo pionero de Solow (1957). Este método basado en la función de producción parte de la descomposición de los cambios del producto en variaciones de los factores productivos (mano de obra y capital) y en un residuo que representa la productividad total de los factores. En la metodología basada en la función de producción, el producto potencial representa el nivel de producto que es consistente con la tendencia o los niveles de equilibrio de los factores productivos y de la productividad.<sup>4</sup> Una ventaja de esta metodología, frente a las estimaciones a través de tendencias lineales univariadas, es que permite descomponer los cambios del producto potencial no inflacionario a partir de las variaciones de sus principales determinantes, tales como el crecimiento de la mano de obra, del *stock* de capital y de la productividad. Esta cualidad, sumada al hecho que tales variables pueden, en general, ser estimadas, hace que sea una de las metodologías más difundidas entre los bancos centrales para la estimación del producto potencial y de la brecha del producto de la economía. Tal como se verá más adelante, una ventaja adicional de esta metodología se relaciona con el hecho que permite corregir las dificultades que presentan los métodos de tendencia para proyectar fuera de la muestra, así como por los posibles sesgos de esos métodos al

---

<sup>4</sup> Se utilizan, en general, diversas clases de funciones de producción, siendo las más comunes las de tipo Cobb-Douglas, la especificación CES (elasticidades de sustitución constantes) y las funciones translogarítmicas (elasticidades de sustitución flexibles).

inicio y al final de la serie. Asimismo, a fines de los años setenta comenzó a utilizarse el concepto de tasa de desempleo no inflacionario o NAIRU (*non-accelerating inflation rate of unemployment*) en la estimación del producto potencial. A partir de allí se difundieron varias propuestas metodológicas, de tipo estructural, basadas en la función de producción, que trataban de medir los cambios del producto potencial no inflacionario utilizando la NAIRU dentro de la metodología de la función de producción.

Por su parte, en los últimos años, las mejoras técnicas se reflejaron en una creciente utilización de metodologías basadas en filtros estocásticos univariados (como las tendencias lineales y el filtro de Hodrick-Prescott). Asimismo, se difundieron algunos métodos de estimación estructurales (VAR estructurales) y otros basados en técnicas que combinan las propuestas estructurales y las estocásticas, como la del filtro HP multivariado y algunos modelos estimados en la forma de “*State-Space*”.

52 En definitiva, a pesar de la dificultad existente para definir unívocamente al producto potencial no inflacionario, la necesidad de evaluar y proyectar la posible presencia de presiones inflacionarias a lo largo del ciclo económico al momento de tomar decisiones de política monetaria muestran la relevancia del presente análisis, considerando la disponibilidad de técnicas y metodologías que permiten aproximar tal variable. Sin embargo, para el caso particular de nuestro país debe tenerse en cuenta la presencia de crisis económicas y financieras y de cambios estructurales que podrían afectar la utilización de estas metodologías. El adecuado tratamiento de tales fluctuaciones constituye un desafío adicional de singular importancia.

### **III. Estimación del producto potencial a partir del método de la función de producción neoclásica**

La metodología basada en una función de producción neoclásica para la estimación del producto potencial no inflacionario representa un camino intermedio entre los modelos estructurales y algunos modelos univariados, tales como los representados por tendencias lineales, o el filtro de Hodrick-Prescott.<sup>5</sup>

---

<sup>5</sup> Véase Escudé et al. (2004).

La metodología basada en una función de producción neoclásica consiste en estimar el producto potencial no inflacionario a partir de sus principales determinantes: el empleo, ajustado por la tasa natural de desempleo o NAIRU y el capital, ajustado por el índice de utilización promedio de la capacidad instalada, así como de la productividad total de los factores (PTF) suavizada a través de promedios móviles.<sup>6,7</sup> A tal fin se emplea una función de producción de tipo Cobb-Douglas con rendimientos constantes a escala y sesgo tecnológico neutral en el sentido de Hicks.

Los datos de la mano de obra ocupada provienen de información de la Encuesta Permanente de Hogares y fueron ajustados por el subempleo involuntario (se adiciona a la tasa de desocupación el 51,8% de la subocupación).<sup>8</sup> El stock de capital se estima a partir del año 1950 desagregando la inversión en Construcción y Maquinaria y Equipo y utilizando el método de inventario perpetuo.<sup>9</sup> El *stock* de capital total obtenido se ajusta por el índice de utilización de la capacidad instalada (del sector industrial). La productividad total de los factores se estima residualmente a partir del PIB real, de la mano de obra ocupada (ajustada por subempleo) y del *stock* de capital ajustado por un índice de utilización de la capacidad instalada, siendo luego suavizada por medio de promedios móviles centrados de 19 trimestres.<sup>10</sup> La mano de obra y el stock de capital se ponderan por sus respectivas participaciones en el ingreso (la participación de la mano de obra se obtiene de la masa salarial como porcentaje del PIB a precios corrientes, mientras que la participación del capital surge por diferencia). Los datos del PIB utilizados en las estimaciones están expresados en moneda constante (a precios de 1993) y fueron desestacionalizados a través del programa X12-ARIMA.

---

<sup>6</sup> De forma de aproximar el *stock* de capital (utilizado) de equilibrio de largo plazo.

<sup>7</sup> Se obtiene una serie más suavizada que la original que intenta aproximar la PTF de equilibrio, o su tendencia de largo plazo, incorporando de esta manera una suerte de filtro univariado a uno de los componentes del producto potencial.

<sup>8</sup> De acuerdo con datos muestrales de horas ocupadas provenientes del INDEC, en promedio los subocupados (los que trabajan menos de 35 horas semanales pero quisieran trabajar más) estarían desocupados el 51,8% de su tiempo. Debido a ello se hace la mencionada corrección en la tasa de desocupación a efectos de estimar la ocupación horaria equivalente.

<sup>9</sup> Véase Escudé et al. (2006).

<sup>10</sup> Idem nota 7.

Con mercados de factores en equilibrio, el producto potencial no inflacionario en niveles podría expresarse en la siguiente forma:

$$Y_t^p = A_t^* (L_t^*)^\alpha (K_t^*)^{1-\alpha} \quad (1)$$

Donde  $Y^p$ ,  $A^*$ ,  $L^*$ ,  $K^*$  y  $\alpha$  representan, respectivamente: el PIB potencial no inflacionario, la PTF promedio, el empleo compatible con la tasa “natural” de desempleo (o NAIRU), el stock de capital ajustado por la utilización promedio de la capacidad instalada y la participación media de la masa salarial (mano de obra multiplicada por salario promedio) en el ingreso de la economía;  $t$  representa un índice temporal.<sup>11,12</sup>

La expresión anterior puede presentarse en términos de factores de variación (uno más la tasa de variación) como:

$$y_t^p = p t f_t^* (l_t^*)^\alpha (k_t^*)^{1-\alpha} \quad (2)$$

donde cada letra minúscula representa el factor de variación de su correspondiente mayúscula.

Debido a que con esta metodología se obtiene una serie del producto potencial no inflacionario en tasas de variación, debe recuperarse posteriormente el nivel de esta variable. A tal efecto, se determina un valor inicial para el producto potencial no inflacionario, de forma que el promedio simple de la brecha del producto (la diferencia entre el PIB real observado y el producto potencial no inflacionario) sea igual a cero para el período donde se suponen ciclos completos (corresponde al período 1981-1998). A partir de los datos de PIB observado y del producto potencial no inflacionario estimado se obtiene la brecha del producto.

---

<sup>11</sup> La PTF se calculó a partir de medias geométricas móviles centradas de 19 trimestres.

<sup>12</sup> La NAIRU corresponde al nivel de empleo consistente con una tasa de inflación constante y se calcula a partir de la siguiente expresión:

$$L_t^* = FL_t (1 - U^n)$$

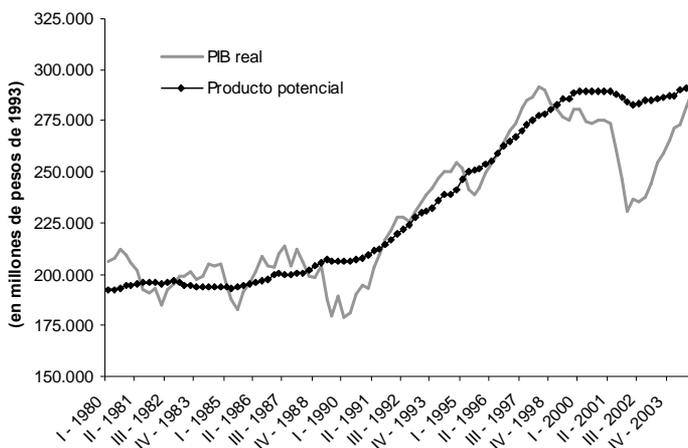
donde

$FL_t$ : fuerza laboral medida a través de la población económicamente activa (PEA) correspondiente al total de la economía incluyendo al sector rural.

$U^n$ : tasa natural de desempleo, o NAIRU (*non-accelerating inflation rate of unemployment*). Indica el nivel de desempleo “equivalente” (ajustado por subempleo) que se considera compatible con una tasa de inflación estable. En la estimación se utilizaron tasas naturales variables de acuerdo con la evolución de la tasa de desempleo de la economía.

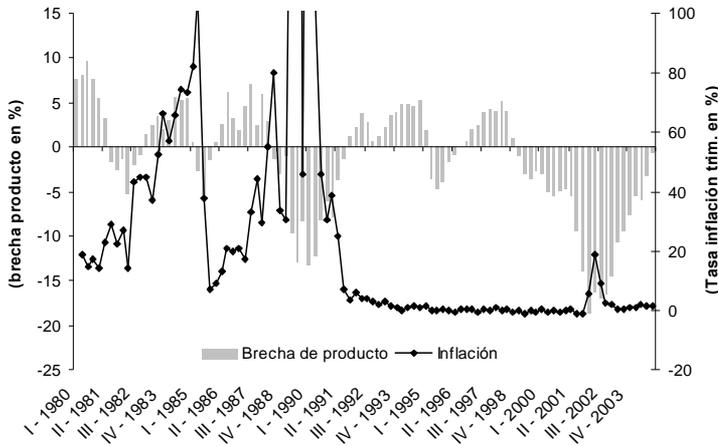
El Gráfico 1 muestra la evolución del PIB observado (desestacionalizado) y del producto potencial no inflacionario, en pesos de 1993, a partir de datos trimestrales que cubren el período 1980:1-2004:4.

**Gráfico 1 / PIB real y estimación del producto potencial no inflacionario a través del método de la función de producción. (datos desestacionalizados)**



En el Gráfico 2 puede observarse la brecha de producto resultante de la metodología de la función de producción y la tasa de inflación para todo el período bajo análisis. Debe notarse que los niveles de inflación correspondientes a las hiperinflaciones de 1989/1990 quedan fuera de la escala del gráfico, estando asociados con una brecha negativa (producto potencial superior al PIB real). En general, se destaca que los episodios de elevada inflación están asociados con brechas del producto negativas, incluyendo al año 2002 como un período de elevada tasa de inflación si se lo compara con la inflación promedio observada durante la década previa. Como se verá al analizar las especificaciones alternativas para el cálculo de la brecha de producto y, especialmente para la estimación de la curva de Phillips, estos episodios son controlados mediante variables binarias. Asimismo, el gráfico permite distinguir un cambio importante en la relación entre la tasa de inflación y el nivel de brecha de producto observado entre los períodos de inflación elevada (década del ochenta) y períodos de baja inflación (en los últimos quince años), dejando de lado los episodios de alta inflación relativa mencionados anteriormente.

**Gráfico 2 / Brecha del producto con el método de la función de producción  $((Y-Y^*)/Y^*)$  y tasas de inflación**



Una característica interesante de la metodología de la función de producción es que permite analizar la relación entre el producto y producto potencial no inflacionario (no observable) a partir de los determinantes principales de la misma. Por ejemplo, el importante rol que juega el índice de utilización de la capacidad instalada, que muestra una alta correlación con la brecha y ayuda de alguna manera a entender la evolución de esta última durante los períodos previos y posteriores a la crisis económica de 2001. Como veremos más adelante, el resto de las metodologías no permite un análisis tan desagregado de los componentes del producto potencial (en los casos univariados surgen a partir de filtros sobre la propia variable), lo que lleva a una menor riqueza del análisis.

Sin embargo, y a pesar de ser la más utilizada por los bancos centrales, esta metodología enfrenta algunas críticas que se relacionan con los supuestos sobre los que se basa su estimación, tales como la función de producción utilizada, la participación fija de los factores, la estimación de la NAIRU y de la tasa natural de utilización de la capacidad instalada (NAICU), etc. A pesar de ello, se reconoce que dicho método evita los sesgos de final de muestra que presentan los métodos de ajuste tendencial. Teniendo en cuenta estas críticas a la metodología, se realizó un análisis de sensibilidad frente a cambios en los valores de algunos parámetros del modelo desarrollado por Escudé, et al. (2004). A tal efecto, se estimó el producto potencial considerando una participación diferente para los

factores, utilizando una participación de la masa salarial en el producto de 0,345 (una participación promedio del capital de 0,655) tal como se explica en el Anexo.<sup>13</sup> Asimismo, se incorporó la tasa natural de desocupación (NAIRU) y la tasa natural de utilización de la capacidad instalada (NAICU) a través del filtro de Kalman y de la técnica de “*State-Space*”. El análisis realizado muestra que el ajuste en la participación de los factores genera, como se verá más adelante, una mejor correlación con la inflación al ser evaluadas ambas alternativas como determinantes de una curva de Phillips. En tanto, los análisis realizados con la NAIRU y la NAICU aumentaron sustancialmente la volatilidad de la serie de producto potencial afectando su poder explicativo con relación a la inflación.

#### IV. Estimación del producto potencial a través de la técnica de componentes no observables y modelos “*State-Space*”

Otro de los métodos que suelen emplearse para estimar el producto potencial no inflacionario es el basado en los componentes no observables de las series a partir de modelos planteados en la forma de “*State-Space*”.

La representación de un sistema dinámico en la forma “*State-Space*” incorpora en la estimación a las variables no observables, conocidas como variables de estado, conjuntamente con las variables observables. Los modelos “*State-Space*” son estimados a través de un algoritmo conocido como filtro de Kalman. Este filtro se emplea para evaluar la función de probabilidad y para suavizar y predecir las variables de estado no observables.

La representación “*State-Space*” de un sistema dinámico, caracterizado por un vector  $y_t$  ( $n \times 1$ ), podría indicarse a través de la siguiente expresión:

$$y_t = A'x_t + H(z_t)' \xi_t + \omega_t \quad (3)$$

$$\xi_{t+1} = F \xi_t + v_{t+1}$$

Donde  $A'$ ,  $H'$ ,  $F$  son matrices de dimensión ( $n \times k$ ), ( $n \times r$ ) y ( $r \times r$ ), respectivamente. A su vez,  $x_t$  representa un vector ( $k \times 1$ ) de variables predeterminadas o exógenas (observables) mientras  $\xi$  indica un vector

<sup>13</sup> Escudé et al. (2004) utilizan una participación del trabajo de 0,438.

( $r \times 1$ ) de posibles variables de estado no observables. La primera ecuación del sistema señalado en (3) es conocida como la ecuación observada y la segunda como la ecuación de estado. Se supone que los vectores de errores  $\omega_t$ ,  $v_t$  son ruido blanco (independientes e idénticamente distribuidos), y que presentan las siguientes varianzas y covarianza:

$$\text{var}(\omega_t) = R_t, \quad \text{var}(v_t) = Q_t, \quad E(\omega_t, v_t) = 0; \quad (R_t \in R^{n \times n}, Q_t \in R^{r \times r})^{14} \quad (4)$$

Estos modelos permiten descomponer la serie de tiempo de la variable  $y_t$  (producto) en sus componentes no observables, es decir, en el componente permanente ( $y_t^p$ ) y en el transitorio o cíclico ( $g_t$ ). Estos componentes representan al producto potencial y a la brecha del producto, respectivamente. Sobre el particular, Kichian (1999) estima una versión utilizando las variables en logaritmos, representando el componente cíclico por un proceso autorregresivo de segundo orden, mientras que la tendencia (componente permanente) sigue un camino aleatorio con tendencia o *drift*. El modelo tomaría entonces la siguiente forma:

$$y_t = y_t^p + g_t \quad (5)$$

$$y_t^p = \mu_t + y_{t-1}^p + \varepsilon_t^y$$

$$g_t = \varphi_1 g_{t-1} + \varphi_2 g_{t-2} + \varepsilon_t^g$$

Luego, al sustituir la expresión del producto potencial en la primera ecuación del sistema indicado en (5), y teniendo en cuenta que  $y_{t-1}^p = y_{t-1} - g_{t-1}$ , el mismo podría reescribirse como (utilizando  $\Delta$  como el operador de primeras diferencias):

$$\Delta y_t = \mu_t + \Delta g_t + \varepsilon_t^y \quad (6)$$

$$g_t = \varphi_1 g_{t-1} + \varphi_2 g_{t-2} + \varepsilon_t^g$$

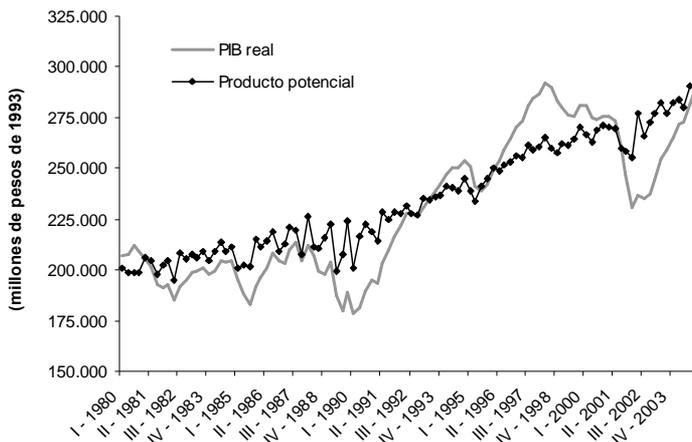
que es el sistema a estimar en su representación de "State-Space".

---

<sup>14</sup> Note que  $R_t \in R$ ,  $Q_t \in R$  son matrices de dimensiones  $(n \times n)$ ,  $(r \times r)$  respectivamente.

En algunos casos, la estimación de estos modelos podría resultar inestable y experimentar problemas de convergencia.<sup>15</sup> Sin embargo, esta metodología presenta la ventaja de incorporar el comportamiento dinámico de las variables, información muy relevante en la estimación de modelos en períodos de *shocks*.

**Gráfico 3 / PIB real y estimación del producto potencial no inflacionario a través de “State-Space” (datos desestacionalizados)**



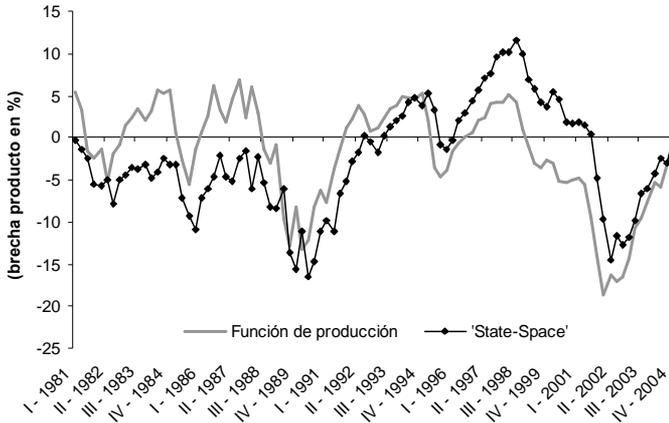
El modelo incluye a las tasas de variación del PIB real desestacionalizado como variable observable y la estimación se realiza hasta alcanzar una condición de convergencia. En el Gráfico 3 se presentan la serie observada (PIB real desestacionalizado) y el producto potencial estimado por “State-Space”. Una característica de esta aproximación es que el producto potencial no inflacionario parece seguir una tendencia definida a lo largo del período, con pequeños desvíos en los episodios de crisis, sin que los mismos reflejen cambios estructurales o en la tendencia de largo plazo, lo que implica un crecimiento del producto de tendencia de 0,38% promedio anual.

En el Gráfico 4 se indica la brecha del producto no inflacionario en porcentaje, la que muestra una importante correlación con la brecha que resulta de la estimación a través del método de la función de producción, en particular a partir de mediados de los años noventa. Sin embargo, se nota alguna divergencia durante los años ochenta, donde a pesar de observarse períodos

<sup>15</sup> Debido a que es un proceso iterativo el modelo podría no alcanzar la convergencia.

de alta inflación y algunos años con crecimiento del producto, la brecha del producto se mantiene negativa durante todo el período, a diferencia de lo que ocurre con la metodología de la función de producción.

**Gráfico 4 / Brecha del producto  $((Y-Y^*)/Y^*)$  con el método de la función de producción y con “State-Space”**



**V. Estimación del producto potencial no inflacionario a través de la representación de una curva de Phillips planteada en la forma de “State-Space”**

Otra alternativa para estimar el producto potencial es plantear una curva de Phillips y estimar la variable no observable (el producto potencial no inflacionario) a través de un modelo especificado en la forma de “State-Space”. En este caso se supone, en base a estimaciones propias, que la curva de Phillips depende de la inflación rezagada, la brecha del producto con un rezago y el tipo de cambio real multilateral rezagado.<sup>16</sup>

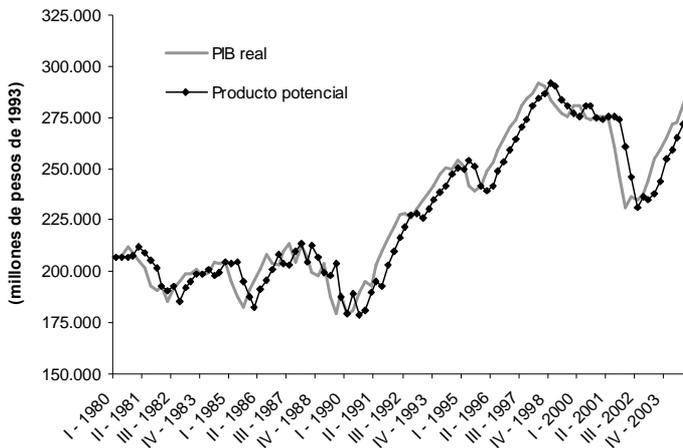
La ecuación a estimar tiene la siguiente forma ( $\alpha$ ,  $\beta$ ,  $\gamma$  indican los parámetros del modelo):

$$\pi_t = \alpha \pi_{t-1} + \beta (y_{t-1} - y^p_{t-1}) + \gamma z_t + \varepsilon_t \quad (7)$$

<sup>16</sup> Esta variable representa la inercia de la inflación (representación *backward looking*).

donde la tasa de inflación  $\pi_t$  en el momento  $t$  es función de la inflación pasada  $\pi_{t-1}$  (inercia de la inflación); de los factores de demanda representados por la brecha del producto, medida por la diferencia rezagada entre el PIB real desestacionalizado y el producto potencial no inflacionario ( $y_{t-1} - y_{t-1}^p$ );<sup>17</sup> y de una variable  $z_t$  que refleja el tipo de cambio real multilateral rezagado un período (esta variable captura el efecto de la dinámica del tipo de cambio sobre la inflación, a través del canal de los costos de producción y de los precios de los bienes importados; véase Sarikaya et al., 2005).<sup>18</sup> Debe notarse que el modelo estimado al aplicar el filtro de Kalman, alcanza la condición de convergencia. El Gráfico 5 muestra la serie de PIB potencial obtenida a partir de este método.

**Gráfico 5 / PIB real y estimación del producto potencial no inflacionario a través de una curva de Phillips en “State-Space” (datos desestacionalizados)**



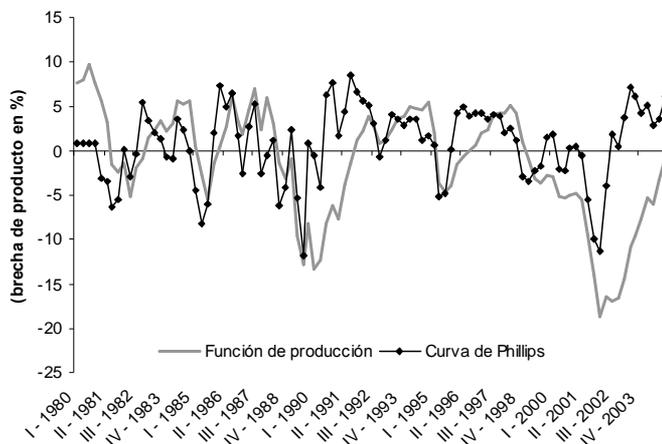
En el Gráfico 6 se indican las brechas del producto (en porcentajes) obtenidas a través de la representación de la curva de Phillips y del método de la función de producción. Se observan algunas diferencias entre ambos métodos, en especial en el lapso posterior a la crisis de fines de 2001. Adicionalmente, la brecha estimada a partir de la curva de Phillips muestra valores diferentes a los que se obtienen a través del modelo estándar

<sup>17</sup> Esta brecha, que podría reflejar la presión de los costos de producción, permite medir los cambios en las tasas de inflación en respuesta a los *shocks* de demanda.

<sup>18</sup> Se incluye también una variable binaria que toma valor uno en los períodos: 1989:3, 1990:2, y 2002:1 a 2004:4.

estimado en la forma de “*State-Space*” (sección IV), principalmente en períodos de alta inflación donde se observa una mayor sensibilidad de este modelo. En particular, la brecha alterna de signo durante los años ochenta mientras que, con posterioridad a la Convertibilidad, se torna positiva a partir del tercer trimestre del año 2002. En contraste, la brecha que surge del modelo estándar estimado por “*State-Space*”, analizado en la sección anterior, indica que la misma resulta preponderantemente negativa durante los años ochenta.

**Gráfico 6 / Brechas del producto  $((Y-Y^*)/Y^*)$  con el método de la función de producción y con una curva de Phillips en “*State-Space*”**



## VI. Estimaciones a través del filtro de Hodrick-Prescott (HP)

El filtro HP univariado ha sido empleado extensamente en la literatura relacionada con los modelos de “ciclo económico real” (*real-business-cycle models*).<sup>19</sup> Este tipo de filtro permite descomponer los *shocks* en un componente permanente (oferta) y en otro temporario (demanda). Si bien en algunos casos podría no ser tan clara la distinción entre ambos tipos de *shocks*, desde el punto de vista del análisis de la inflación es importante establecer algún tipo de restricción que permita discriminar los *shocks* de demanda de los de oferta.

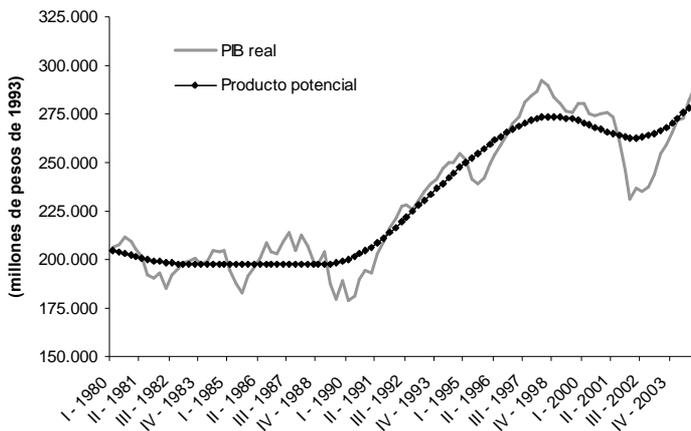
<sup>19</sup> Véase Hodrick y Prescott (1997).

En este sentido, el filtro HP trata de minimizar la sumatoria de los desvíos al cuadrado de la variable  $y_t$  respecto de sus valores de tendencia  $y_t^T$  (la varianza de  $y_t$  alrededor de  $y_t^T$ ) sujeto a una penalidad que restringe la segunda diferencia de  $y_t^T$  (la curvatura de la serie en cada punto). De esta forma, los valores de tendencia del HP son aquellos que minimizan la siguiente expresión:

$$L = \sum_{t=1}^S (y_t - y_t^T)^2 + \lambda \sum_{t=2}^{S-1} (\Delta y_{t+1}^T - \Delta y_t^T)^2 \quad (8)$$

La suavización de la serie de tendencia depende del valor asignado al parámetro  $\lambda$  (el parámetro de *smoothness*). Valores altos de  $\lambda$  implican una mayor ponderación para la suavización de la tendencia. En el límite, un valor extremadamente elevado de  $\lambda$  llevaría a que la misma se asimile a una tendencia lineal. En contraste, valores pequeños de  $\lambda$  equivalen a eliminar la penalidad y por tanto la tendencia se igualaría a la serie observada. En otras palabras, valores altos de  $\lambda$  implicarían que los shocks de oferta sean determinísticos y que por lo tanto las variaciones del producto dependan casi enteramente de los shocks de demanda. En cambio, al seleccionar valores pequeños para  $\lambda$  las variaciones del producto reflejarían básicamente shocks de oferta (los relacionados con el producto potencial o la tendencia de la serie).<sup>20</sup>

**Gráfico 7 / PIB real y estimación del producto potencial no inflacionario a través del filtro HP univariado (datos desestacionalizados)**



<sup>20</sup> Debe notarse que el filtro HP usualmente sesga la estimación de los datos ubicados al final de la muestra.

Se asigna un valor de 1.600 al coeficiente  $\lambda$ , que es el valor usualmente utilizado para el caso de series con periodicidad trimestral. En el Gráfico 7 se muestran la serie del PIB real (desestacionalizado) y la estimación de la tendencia a través del filtro HP univariado.

A efectos de perfeccionar la estimación del método univariado planteado por Hodrick-Prescott, Laxton y Tetlow (1992) proponen una generalización del filtro HP que incorpora información proveniente de una curva de Phillips y de la ley de Okun (adicionalmente, se incluye también una tercera ecuación correspondiente a la utilización de la capacidad instalada). En el presente trabajo se incluye solamente a la curva de Phillips, por lo que en el HP multivariado, el producto potencial se define como la serie que se obtiene al minimizar la expresión (9):

$$L = \sum_{t=1}^S (y_t - y_t^T)^2 + \lambda \sum_{t=2}^{S-1} (\Delta y_{t+1}^T - \Delta y_t^T)^2 + \sum_{t=1}^S \mu_t \varepsilon_{\pi,t}^2 \quad (9)$$

64 donde  $\varepsilon$  representa los residuos de la regresión  $\pi_t$ , que surge de la ecuación de la curva de Phillips (10), mientras que  $\mu$  es la ponderación correspondiente. La expresión a estimar de la curva de Phillips es la siguiente:

$$\pi_t = \pi_t^e + A(L) (y_{t-1} - y_{t-1}^T) + \varepsilon_{\pi,t} \quad (10)$$

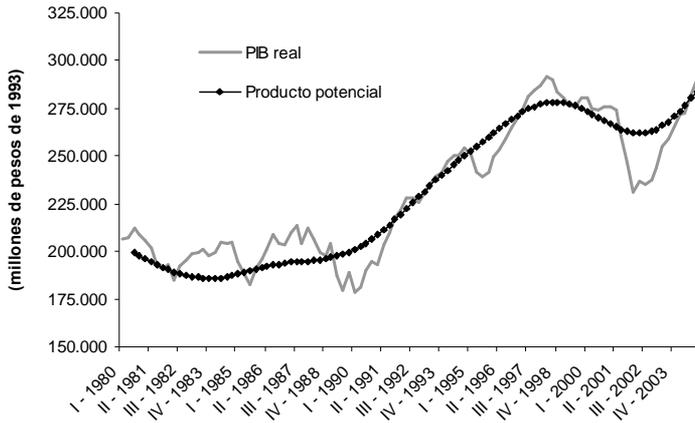
La expresión (10) establece que las tasas de inflación dependen de la inflación esperada y de la brecha del producto en porcentaje rezagada un período.

Para la obtención del producto potencial a través del filtro HP multivariado se sigue la siguiente metodología. En primer lugar se estima la expresión (10). Posteriormente, se sigue un procedimiento iterativo empleando los residuos de esa ecuación de forma de minimizar la función de pérdida indicada en (9). En otras palabras, se trata de minimizar el promedio ponderado de los desvíos del producto respecto del producto potencial a partir de la tasa de crecimiento del producto potencial y de los errores correspondientes a la ecuación (10). Este procedimiento, similar al utilizado por Conway y Hunt (1997), continúa hasta que el coeficiente correspondiente satisface los criterios de convergencia.

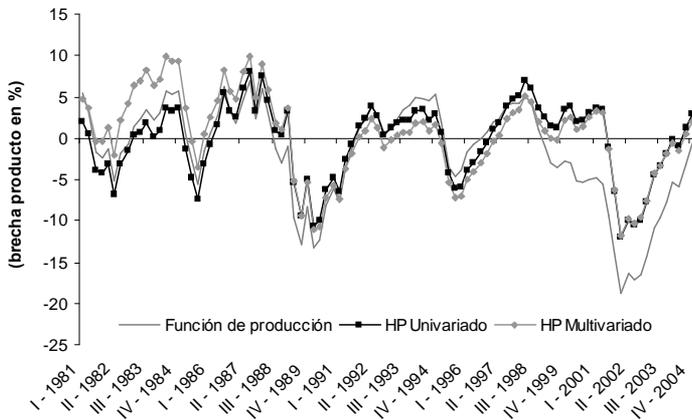
En el presente trabajo, la variable dependiente en la curva de Phillips es la tasa de inflación, mientras que como variables independientes se considera a la tasa de inflación rezagada un período (se considera una versión *backward*

looking); a una variable representada por la variación del tipo de cambio multilateral más la tasa de inflación con un rezago, y a la brecha del producto en porcentajes rezagada un período.<sup>21,22</sup> El Gráfico 8 ilustra la evolución del PIB observado y el PIB potencial calculado según esta metodología.

**Gráfico 8 / PIB real y estimación del producto potencial no inflacionario a través del filtro HP multivariado (datos desestacionalizados)**



**Gráfico 9 / Brechas del producto ((Y-Y\*)/Y\*) con el método de la función de producción y con los filtros HP univariado y multivariado**



<sup>21</sup> El tipo de cambio multilateral más la tasa de inflación se aproxima a la variación logarítmica en el tipo de cambio nominal más la inflación importada.

<sup>22</sup> La estimación considera además cuatro variables binarias que toman valor uno en 1989:2, 1989:3, 1989:4 y 1990:1 respectivamente, y cero en los períodos restantes.

En el Gráfico 9 se presentan las brechas del producto calculadas a partir de los filtros HP univariado y multivariado y se las compara con la obtenida mediante el método de la función de producción. Si bien la magnitud (y el signo, en determinados casos) de la brecha puede diferir para algunos períodos, puede observarse que la dinámica en el tiempo seguida por las tres brechas es muy similar a lo largo de la muestra.

## VII. La propuesta de VAR estructural (SVAR) de Blanchard y Quah

Otra metodología utilizada para estimar el producto potencial es la propuesta de VAR estructural de Blanchard y Quah (1989). Este método se basa en la tradición keynesiana y en la síntesis neoclásica. En tal sentido, los autores identifican al producto potencial no inflacionario con la capacidad de oferta agregada de la economía y a los cambios en el componente cíclico (brecha) con fluctuaciones de la demanda agregada. En particular, Blanchard y Quah (1989) suponen que los *shocks* de oferta presentan efectos permanentes sobre el producto mientras que los *shocks* de demanda tienen solo efectos transitorios sobre esa variable.<sup>23</sup>

Para estimar el producto potencial, Clarida y Gali (1994) y Cerra y Saxena (2000) plantean un modelo SVAR que incluye al PIB real, al tipo de cambio real y al Índice de Precios al Consumidor, con las variables expresadas en primeras diferencias del logaritmo natural. En símbolos sería:<sup>24</sup>

$$\Delta X_t = [\Delta Y_t, \Delta TCR_t, \Delta IPC_t] \quad (11)$$

donde  $\Delta X_t$  representa el vector de variables del VAR,  $\Delta Y_t$  el PIB real,  $\Delta TCR_t$  el tipo de cambio real y  $\Delta IPC_t$  el índice de precios al consumidor (en primeras diferencias del logaritmo natural).

El vector  $\Delta X_t$  puede representarse también como un promedio móvil:

$$\Delta X_t = C(L) \varepsilon_t \quad (12)$$

<sup>23</sup> El VAR estructural (SVAR) se plantea como una alternativa a la ortogonalización recursiva de Cholesky, lo cual requiere imponer determinadas restricciones para identificar los componentes ortogonales estructurales del término de error.

<sup>24</sup> Para la presentación de la parte teórica y el desarrollo empírico del SVAR se sigue principalmente el trabajo de Cerra et al. (2000).

donde  $L$  es el operador de rezagos y  $\varepsilon_t = [\varepsilon_s, \varepsilon_d, \varepsilon_n]$  indica el vector de *shocks* estructurales exógenos no observados ( $\varepsilon_s$ ,  $\varepsilon_d$  y  $\varepsilon_n$  representan, respectivamente, el *shock* de oferta agregada, el *shock* de demanda agregada y el *shock* nominal agregado). En este caso, los errores presentan ausencia de correlación serial y la matriz de varianzas-covarianza está normalizada a la matriz identidad.

Dado que el vector de *shocks* estructurales no resulta directamente observable, se estima un VAR irrestricto, que genera la siguiente representación promedio móvil:

$$\Delta X_t = A(L) \mu_t \quad (13)$$

donde  $A(L)$  indica la matriz identidad y  $\mu_t$  señala el vector de la forma reducida de los residuos, con la matriz de covarianza  $\Sigma$ . Las expresiones (12) y (13) determinan una relación lineal entre la forma reducida de los residuos y los *shocks* del modelo estructural:

$$\mu_t = C_0 \varepsilon_t \quad (14)$$

Dado que la matriz simétrica  $\Sigma = C_0 C_0'$  impone seis de las nueve restricciones requeridas, sería necesario establecer solamente tres restricciones adicionales a la matriz (3x3)  $C_0$  (resulta necesario identificar la matriz  $C_0$  de forma de obtener el vector de *shocks* estructurales  $\varepsilon_t$  a partir del vector de errores estimados  $\mu_t$ ). Al igual que en el trabajo pionero de Blanchard y Quah (1989), en el presente trabajo se recurre a los fundamentos de la teoría económica para establecer las restricciones de largo plazo sobre los coeficientes de la matriz del VAR.

La representación de largo plazo de la expresión (12) sería:

$$\begin{bmatrix} \Delta Y \\ \Delta TCR \\ \Delta IPC \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} C_{11} & C_{12} & C_{13} \\ C_{21} & C_{22} & C_{23} \\ C_{31} & C_{32} & C_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \varepsilon_s \\ \varepsilon_d \\ \varepsilon_n \end{bmatrix} \quad (15)$$

Clarida y Gali (1994) y Cerra et al. (2000) sugieren imponer las siguientes restricciones de largo plazo sobre la matriz de coeficientes:  $C_{12} = C_{13} = C_{23} = 0$ . Estas restricciones implican que, en el largo plazo, el producto se vería afectado solamente por *shocks* de oferta y que los *shocks* nominales no afectarían a la

variable de demanda (el *shock* nominal presentaría efectos permanentes solamente en el nivel de precios).<sup>25</sup>

Luego, se utilizan los residuos del VAR irrestricto y los parámetros de la matriz  $C_0$  para determinar el vector de *shocks* exógenos estructurales (expresión 14). Dado que el producto potencial no inflacionario se asimila al componente permanente del producto, Cerra et al. (2000) proponen derivar esa variable a partir de una tendencia a la cual se incorporan los *shocks* de oferta derivados anteriormente, en el presente trabajo se considera la siguiente especificación:<sup>26</sup>

$$\Delta Y'_t = HP_Y + C_{II} \varepsilon_s \quad (16)$$

donde  $\Delta Y'_t$  indica el producto potencial no inflacionario estimado (en factores de variación),  $HP_Y$  la tendencia del PIB desestacionalizado obtenida a través del filtro HP (en factores de variación),  $C_{II}$  el parámetro del VAR y  $\varepsilon_s$  el *shock* de oferta. Con posterioridad, se recupera el nivel del producto potencial no inflacionario a partir de los factores de variación que resultan de (16) y de un valor inicial de la variable.

A diferencia de otras técnicas multivariadas, la propuesta del VAR estructural descansa sobre fundamentos teóricos. A su vez, las estimaciones provenientes de estos modelos no estarían sujetas a los sesgos de fin de muestra como suele ocurrir con otros métodos como el HP. No obstante, suele considerarse que las restricciones impuestas a los

<sup>25</sup> En otros términos, el VAR irrestricto a estimar podría simbolizarse como:

$$y_t = A^{-1} C(L) y_t + A^{-1} B u_t \quad (a)$$

donde  $A$ ,  $B$ ,  $C$  son matrices no observables (la idea es imponer restricciones de largo plazo al VAR irrestricto para recuperar la forma estructural del modelo:  $Ay_t = C(L)y_t + Bu_t$ , la cual no puede estimarse directamente debido a problemas de identificación). Reagrupando los términos de (a) queda:

$$[I - A^{-1} C(L)] y_t = A^{-1} B u_t \quad (b)$$

De esta forma:

$$y_t = [I - A^{-1} C(L)]^{-1} A^{-1} B u_t \quad (c)$$

Haciendo  $M = [I - A^{-1} C(L)]^{-1} A^{-1} B$  se obtiene:

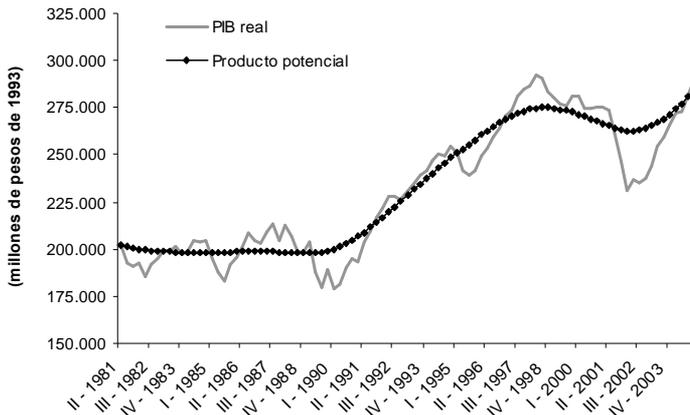
$$y_t = M u_t \quad (d)$$

La expresión (d) indica cómo los shocks estocásticos afectan los niveles de largo plazo de las variables. En este sentido, imponer como restricción que la respuesta (acumulada) de largo plazo de un shock estructural  $u_i$  sobre la variable  $y_j$  sea igual a cero implica hacer cero la columna  $i$  de la fila  $j$  de  $M$ .

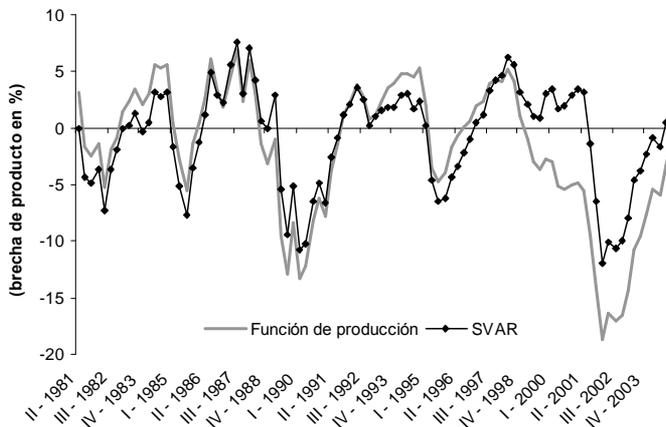
<sup>26</sup> Cerra et al. (2000) utilizan la tendencia lineal del PIB en la expresión (16), aunque sin aclarar cómo se obtiene. Una alternativa sería estimar por mínimos cuadrados la tasa de variación del PIB sin estacionalidad en función de una constante y de una tendencia determinística y utilizar el dato estimado en la expresión (16).

modelos VAR podrían plantear dificultades para asociar *shocks* específicos con determinadas variables económicas (por ejemplo, los *shocks* tecnológicos, considerados como *shocks* de oferta, podrían simultáneamente incrementar la demanda debido al efecto riqueza).

**Gráfico 10 / PIB real y estimación del producto potencial no inflacionario a través de la propuesta de VAR estructural (datos desestacionalizados)**



**Gráfico 11 / Brecha del producto  $((Y-Y^*)/Y^*)$  con el método de la función de producción y con la propuesta de SVAR**



En el Gráfico 10 pueden observarse la serie del PIB real y la estimación del producto potencial no inflacionario a partir del método del VAR estructural. En este caso, el modelo incluye al PIB real (desestacionalizado),

al tipo de cambio real y al Índice de Precios al Consumidor, en primeras diferencias del logaritmo natural, con cinco retrasos en las variables (la periodicidad más uno).<sup>27</sup> En el modelo estimado, no es posible rechazar la hipótesis nula de ausencia de correlación serial con cinco rezagos, de acuerdo con el test LM (Breusch-Godfrey Lagrange).

En el Gráfico 11 se indican las brechas, provenientes del método de la función de producción y de la propuesta del SVAR, en porcentajes. Se observa una mayor correlación entre ambas durante los ochenta y la primera mitad de los años noventa.

## VIII. Análisis descriptivo respecto de las distintas brechas del producto

### VIII.1 Estadísticas descriptivas de las distintas brechas

En la Tabla 1 se indican algunas estadísticas descriptivas respecto de los diferentes métodos utilizados para estimar la brecha del producto. Se observa que el valor más bajo para la brecha corresponde al método de la función de producción y el más elevado al HP multivariado y al método de "State-Space". Este último presenta, a su vez, el mayor desvío estándar.<sup>28</sup>

**Tabla 1 / Estadísticas descriptivas de las brechas del producto**

	<b>Media</b>	<b>Mínimo</b>	<b>Máximo</b>	<b>D. S.</b>
Función de Producción1	-0,012	-0,187	0,098	0,062
Función de Producción2	-0,015	-0,174	0,071	0,059
State-Space	-0,021	-0,165	0,115	0,063
Curva de Phillips por SS	0,009	-0,119	0,085	0,042
Filtro HP univariado	-0,001	-0,121	0,080	0,046
Filtro HP multivariado	0,005	-0,118	0,099	0,051
SVAR	-0,005	-0,119	0,077	0,045

Nota: la brecha del producto  $((y - y^*)/y^*)$  está expresada en tanto por uno. D.S.: desvío estándar. Período 1980:1-2004:4.

<sup>27</sup> El modelo estimado es similar al primero de los planteados por Cerra y Saxena (2000).

<sup>28</sup> En la Tabla 1 se consideran medidas de evaluación de pronóstico para dos brechas que surgen del método de la función de producción. La "función de producción1" es la que se presenta en el texto e incluye un coeficiente de participación de la mano de obra de 0,438 (0,562 para el capital), mientras que la "función de producción2" se estima con un coeficiente de 0,345 para ese factor (0,655 para el capital).

Por su parte, en la Tabla 2 se muestran los coeficientes de correlación entre las diferentes medidas de la brecha del producto. Se aprecia que la brecha correspondiente al método de la función de producción muestra una mayor correlación con la brecha del filtro HP y con la brecha que surge a partir de la propuesta de VAR estructural.

**Tabla 2 / Correlaciones entre diferentes medidas de la brecha del producto.  $((y-y^*)/y^*)$ , en tanto por uno**

	<b>Función Prod. 1</b>	<b>State- Space</b>	<b>Curva Phillips</b>	<b>Filtro HP multiv.</b>	<b>SVAR</b>
Función de Producción1	1,00	0,58	0,38	0,86	0,84
Función de Producción2	0,98	0,67	0,35	0,83	0,83
State-Space	0,58	1,00	0,13	0,58	0,68
Curva de Phillips por SS	0,38	0,13	1,00	0,39	0,39
Filtro HP univariado	0,84	0,68	0,40	0,98	0,99
Filtro HP multivariado	0,86	0,58	0,39	1,00	0,98
SVAR	0,84	0,68	0,39	0,98	1,00

Nota: Período 1980:1-2004:4.

### ***VIII.2. Medidas de evaluación del error de pronóstico para las brechas del producto***

Dado que a la brecha del producto se la considera frecuentemente un instrumento útil para calibrar las presiones inflacionarias en la economía, la información proveniente de esta variable debería servir, en principio, para mejorar la precisión en las estimaciones de las tasas de inflación.

A fin de evaluar la capacidad de realizar pronósticos por parte de las distintas medidas de la brecha del producto se recurre a la estimación de una versión de la curva de Phillips, por mínimos cuadrados ordinarios, y se pronostica (a un paso) la tasa de inflación para el subperíodo dentro de la muestra (*in-sample*) 2000:1/2004:4. Al igual que anteriormente, se considera a la tasa de inflación como variable dependiente, mientras que como variables explicativas se incluyen a la brecha del producto rezagada un período; a la tasa de inflación con un rezago (inercia de la inflación) y a una variable que representa la variación del tipo de cambio real multilateral más la variación

del índice de precios al consumidor, con un rezago (se aproxima a la variación del tipo de cambio nominal más la inflación importada).<sup>29</sup>

En la Tabla 3 puede observarse que los pronósticos realizados a partir de las estimaciones de la brecha con el método de la función de producción y con la propuesta del VAR estructural (ambas resultan estadísticamente significativas en la estimación de la curva de Phillips) muestran, por lo general, un menor error medio cuadrático y un menor error medio absoluto, así como un coeficiente de desigualdad de Theil más bajo (aunque el HP univariado muestra un valor más bajo en el último caso).<sup>30,31</sup> En particular, se observa también que la brecha que surge a partir del método de la función de producción con un coeficiente de participación de la mano de obra de 0,345 (0,655 para el capital) presenta errores de pronóstico más bajos (aunque el error porcentual medio absoluto -MAPE- resulta más elevado) que los obtenidos a partir de la brecha con el mismo método pero con una participación de la mano de obra de 0,438 (0,562 para el capital).

72

**Tabla 3 / Medidas de evaluación del error de pronóstico para las distintas brechas del producto, en la estimación de una curva de Phillips. Pronóstico “in-sample” para el subperiodo 2000:1/2004:4**

	<b>RMSE</b>	<b>MAE</b>	<b>MAPE</b>	<b>Theil</b>
Función de Producción1	0,073	0,058	1.263	0,732
Función de Producción2	0,065	0,054	1.517	0,689
State-Space	0,074	0,071	2.552	0,539
Curva de Phillips por SS	0,073	0,070	2.222	0,554
Filtro HP univariado	0,080	0,070	3.412	0,641
Filtro HP multivariado	0,096	0,085	3.362	0,739
SVAR	0,077	0,067	3.400	0,635

Nota: RMSE: error medio cuadrático, MAE: error medio absoluto, MAPE: error porcentual medio absoluto, Theil: coeficiente de desigualdad de Theil.

<sup>29</sup> Además se consideran cuatro variables binarias similares a las mencionadas en la nota al pie 22.

<sup>30</sup> Debe notarse que las brechas estimadas por “State-Space” no resultan significativas estadísticamente en la estimación de la curva de Phillips por mínimos cuadrados.

<sup>31</sup> Para los tres primeros criterios podría considerarse que cuanto más pequeño es el error mejor será la habilidad del modelo para predecir, mientras que en el caso del coeficiente de desigualdad de Theil (se ubica entre cero y uno) un valor cercano a cero indicaría un ajuste perfecto.

Por su parte, en la Tabla 4 se presentan los errores de pronóstico para las distintas brechas al considerar el subperíodo 1990:2-2004:4. En este caso, se observa que las estimaciones por los métodos de HP multivariado y de VAR estructural muestran errores más bajos (en particular para el error medio cuadrático (RMSE), error medio absoluto (MAE) y el coeficiente de Theil) que los de la función de producción. Ello podría deberse a que, estos últimos, explican mejor, tanto las bajas tasas de inflación de los años noventa, como las tasas más altas registradas después de la última crisis.

**Tabla 4 / Medidas de evaluación del error de pronóstico para las distintas brechas del producto, en la estimación de una curva de Phillips. Pronóstico *in-sample* para el subperíodo 1990:2/2004:4.**

	<b>RMSE</b>	<b>MAE</b>	<b>MAPE</b>	<b>Theil</b>
Función de Producción1	0,105	0,092	3.120	0,336
Función de Producción2	0,110	0,095	3.605	0,346
State-Space	0,107	0,091	2.922	0,319
Curva de Phillips por SS	0,106	0,090	2.625	0,319
Filtro HP univariado	0,104	0,088	3.841	0,329
Filtro HP multivariado	0,094	0,080	3.473	0,327
SVAR	0,103	0,087	3.829	0,327

Nota: RMSE: error medio cuadrático, MAE: error medio absoluto, MAPE: error porcentual medio absoluto, Theil: coeficiente de desigualdad de Theil.

## **IX. Conclusiones**

El uso de modelos macroeconómicos destinados al análisis de política, o con fines de predicción, requiere contar con estimaciones del producto potencial no inflacionario y de la brecha del producto de la economía. En muchos de estos modelos la brecha entre el producto observado y el potencial resulta una variable clave para explicar la dinámica de los precios y de los salarios. Lamentablemente tanto el producto potencial no inflacionario como la brecha del producto no son variables directamente observables.

En este trabajo se presentan algunas metodologías alternativas destinadas a estimar el producto potencial no inflacionario y la brecha del producto para el caso de la economía argentina. En particular, se describe el método

basado en una función de producción de tipo neoclásica. Si bien esta metodología enfrenta algunas críticas relacionadas con sus supuestos (como la clase de función de producción empleada y las estimaciones de la tasa natural de desempleo y de la tasa natural de utilización de la capacidad instalada) presenta la ventaja de permitir descomponer las variaciones del producto potencial no inflacionario a partir de los cambios registrados en sus principales determinantes, vale decir, los relacionados con el crecimiento de la mano de obra, del stock de capital y de la productividad. A su vez, este método no genera los sesgos de final de muestra que suelen acompañar a las estimaciones realizadas a través de tendencias lineales o de filtros univariados.

En el trabajo se incluyen también estimaciones del producto potencial no inflacionario y de la brecha del producto realizadas a través del método de “*State-Space*”, de una curva de Phillips estimada por medio del filtro de Kalman (“*State-Space*”), del filtro HP (univariado y multivariado) y de la propuesta de VAR estructural de Blanchard y Quah (1989). El desarrollo de estas metodologías permite al BCRA contar con una batería de instrumentos con los cuales se puede aproximar el nivel del producto potencial no inflacionario, que en todos los casos muestra ser una variable determinante de la tasa de inflación de la economía. La disponibilidad de tal variedad de instrumentos constituye un valor agregado importante a la hora de monitorear y analizar el nivel del producto compatible con la estabilidad en el nivel de precios, objetivo final de la política monetaria.

## **Anexo / Determinación de la participación de la mano de obra en el ingreso**

A efectos de obtener una estimación más precisa de la participación de la mano de obra en el ingreso se utilizan datos de mano de obra ocupada provenientes de la EPH (Encuesta Permanente de Hogares) y datos de salarios (promedios de la economía) del Sistema Integrado de Jubilaciones y Pensiones (SIJP-AFIP), que cubren el período 1993-2004. Dado que los salarios del SIJP incluyen solamente al mercado de mano de obra formal se ajustan los datos de la masa salarial que surgen de dicha fuente a partir del dato proveniente de la Matriz de Contabilidad Social del año 1997 (tratando de mantener una relación constante con la masa salarial de la matriz).<sup>32</sup> De esta forma, se obtiene una participación promedio de la masa salarial en el producto de 0,345 (una participación promedio del capital de 0,655) para dicho período (1993-2004).<sup>33</sup>

---

<sup>32</sup> Se desea agradecer a Emiliano Basco por brindarnos la información correspondiente a la Matriz de Contabilidad Social.

<sup>33</sup> La estimación anterior del coeficiente de participación de la mano de obra arrojaba un resultado levemente superior, de 0,438.

## Referencias

- **Billmeier A. (2004)**; “Ghostbusting: Which Output Gap Measure really matters?”, IMF, WP04/146.
- **Blanchard O. y D. Quah (1989)**; “The Dynamic Effects of Aggregate Demand and Aggregate Supply”, *The American Economic Review*, (79), pp. 655-73.
- **Cerra V. y S. Saxena (2000)**; “Alternative Methods of Estimating Potential Output and the Output Gap: an Application to Sweden”, IMF.
- **Clarida R. y J. Gali (1994)**; “Sources of Real Exchange Fluctuations: how important are Nominal Shocks?”, Carnegie Rochester Conference Series on Public Policy, (41), pp. 1-56.
- **Conway P. y B. Hunt (1997)**; “Estimating Potential Output: a Semi-structural Approach”, Reserve Bank of New Zealand, Discussion Paper Series G97-9, Diciembre.
- **Escudé G., F. Gabrielli, L. Lanteri y J. Roulliet (2004)**; “La estimación del producto potencial para la Argentina: 1980:1-2004:1”, BCRA. Hay una versión en inglés de este trabajo: “Estimating Potencial Output for Argentina, 1980:1/2004:1”.
- **Escudé G. y L. Lanteri (2006)**; “Estimación del Stock de Capital para la Economía Argentina, 1950-2005”, mimeo, Banco Central de la República Argentina, Sub Gerencia General de Investigaciones Económicas.
- **Gordon R. (1984)**; “Unemployment and the Growth of Potential Output in the 1980s”, *Brookings Papers on Economic Activity*, (15), pp. 537-64.
- **Hodrick R. y E. Prescott (1997)**; “Post-War US Business Cycles: an Empirical Investigation”, *Journal of Money, Credit and Banking*, (29), pp. 1-16.

- **Kichian M. (1999)**; “Measuring Potential Output within a State-Space Framework”, Bank of Canada, Working Paper 99-9.
- **Laxton D. y R. Tetlow (1992)**; “A Simple Multivariate Filter for the Measurement of Potential Output”, Bank of Canada Technical Report n° 59.
- **Okun A.M. (1970)**; “The Political Economy of Prosperity”, Washington D.C., The Brookins Institution.
- **Sarikaya C., F. Ogünc, D. Ece, H. Kara y U. Ozlale (2005)**; “Estimating Output Gap for he Turkish Economy”, Central Bank of Republic of Turkey, Febrero.
- **Solow R. (1957)**; “Technical Change and the Aggregate Production Function”, *Review of Economics and Statistics*, (39), pp. 312-20.



# Una Nota sobre Regresiones con Variables Integradas

**Hildegart A. Ahumada\***

Universidad Torcuato Di Tella

## Resumen

---

79

El propósito de esta nota es contribuir a la modelización de series temporales que pueden ser caracterizadas como integradas. En particular se discute la cuestión del uso de distribuciones estándares en modelos de regresión. Para ello se revisan previamente algunos conceptos esenciales. El objetivo principal es analizar a través de ejemplos las transformaciones necesarias para formular el modelo con variables estacionarias, enfatizando que dichas transformaciones no deben ser necesariamente llevadas a cabo. Se presentan también distintos casos de interés práctico como la representación en niveles o en diferencias en el análisis de no causalidad en sentido de Granger y los modelos autorregresivos de rezagos distribuidos.

---

\* Agradezco los comentarios y sugerencias de M. Lorena Garegnani y Fernando Navajas como así también los de mis alumnos de la UTDT y de los asistentes al curso de Pronóstico dictado en 2005 en el BCRA. Todo error u omisión es sólo de mi responsabilidad. Dirección de correo electrónico: hahumada@utdt.edu.

## I. Introducción

Los efectos de incluir variables integradas en modelos de regresión han causado preocupación desde largo tiempo atrás, a raíz del llamado problema de correlación “espuria” (Granger y Newbold, 1974) y que se remonta al análisis de las *non-sense regressions* de Yule (1926). En ambos casos la dificultad planteada radica en que las regresiones con variables integradas pueden producir relaciones “aparentemente” significativas aún cuando las series sean independientes.<sup>1</sup>

Si bien la solución propuesta a principios de los setenta para evitar este problema fue la “diferenciación” de las variables, un replanteamiento de la cuestión aparece en los ochenta con la idea de cointegración: la relación de largo plazo entre variables integradas (Engle y Granger, 1987). Asimismo, esta misma cuestión aparece contemplada en la econometría dinámica y en la idea de “relaciones de equilibrio” originalmente modelada a través de los mecanismos de “Corrección de Errores” (Sargan, 1964, Davidson, Hendry, Srba y Yeo, 1978).

No obstante el tiempo transcurrido y la abundante literatura disponible sobre el tema, la preocupación sigue vigente ya que frecuentemente la práctica econométrica debe enfrentar decisiones relacionadas con dicha cuestión. Tal sería el caso de evaluar “causalidad en sentido de Granger” con variables en niveles o en diferencias.

Para mostrar una perspectiva más general se puede señalar que, una vez que la dificultad de fondo (distinguir relaciones genuinas de las espurias) es reconocida, el investigador enfrenta el hecho de que las pruebas de consistencia y normalidad asintótica de los estimadores usuales (MCO) que aprendió suponen estacionariedad de las variables. De allí los esfuerzos por “transformar” sus datos para volver a un mundo estacionario (ya sea por diferenciación o por cointegración) y estimar su modelo con variables estacionarias.

---

<sup>1</sup> Yule usa la expresión “espuria” para referirse a una regresión entre variables no relacionadas entre sí pero que muestran alta correlación a causa de una tercera variable que explica a las incluidas en dicha regresión.

El propósito de esta nota es contribuir a la modelización econométrica centrándose en que, aunque se debe ser consciente de la naturaleza integrada de muchas variables económicas, no siempre es necesario realizar “efectivamente” las mencionadas transformaciones. Para ello se analizan, a través de ejemplos, algunos de los casos más usuales de modelos de regresión que incluyen variables integradas. De este modo, el objetivo es explicar lo más intuitivamente posible cuándo (y cómo) pueden utilizarse distribuciones estándares (estadísticos  $t$ ,  $F$ ) para evaluar hipótesis sobre los coeficientes de tales regresiones.

La respuesta formal fue dada por Sims, Stock y Watson, SSW (1990) y discutida asimismo en Banerjee et. al. (1993, especialmente el cap. 6 ), Hendry (1995) y Doornik y Hendry (1996).

La conclusión de SSW es que en formulaciones generales que incluyan variables integradas junto a otras que no lo sean y componentes determinísticos, aquellos estimadores de parámetros que puedan ser escritos como coeficientes de regresores no-integrados con media cero, tienen distribuciones estándares. Pero lo más importante es que esto es válido solo con la existencia (potencial) de la transformación a estacionariedad (con media cero) aunque ésta no sea efectivamente llevada a cabo. Un supuesto crítico en SSW es que el modelo esté correctamente especificado.<sup>2</sup>

La sección siguiente revisa algunos conceptos importantes para la discusión siguiente. La sección III presenta los casos aplicados a regresiones con variables cointegradas (sección III.1), a la evaluación de no-causalidad en sentido de Granger (sección III.2) y a los modelos auto-regresivos de rezagos distribuidos, AD (sección III.3). La sección IV concluye esta nota.

---

<sup>2</sup> En el contexto de modelos dinámicos que los errores sean una secuencia de diferencias martingalas.

## II. Algunos Conceptos

Veamos primero algunas definiciones:

Una variable  $x_t$  es estacionaria (débil) si su esperanza y varianza son constantes para todo  $t$  y su covarianza (digamos entre  $x_t$  y  $x_{t+h}$ ) no depende de  $t$  sino sólo del intervalo de separación (es constante para cada  $h$ )

$x_t$  es I(1) integrada de orden 1 si  $\Delta x_t$  es I(0), estacionaria a través de la diferenciación.

Y en general,

$x_t$  es I(d) integrada de orden d si  $\Delta^d x_t$  es I(0), estacionaria a través de la diferenciación aplicada d veces. En esta nota nos concentraremos sólo en el caso de variables I(1).

82

Conviene recordar que no toda variable no estacionaria se identifica como integrada ya que puede ser no estacionaria por otras caracterizaciones como la heterocedasticidad o por estar sujetas a cambios estructurales.

Lo que sí parece evidente es que si una variable es no estacionaria porque es integrada, puede por diferenciación resultar estacionaria. Sin embargo, la diferenciación no es la única forma de lograr estacionariedad cuando se consideran dos o más variables integradas, la otra forma de obtenerla es a través de la cointegración, que se discute posteriormente.

Previamente conviene revisar el modelo más usual para representar una variable integrada que es el de camino aleatorio (*random walk*). Justamente este modelo sirve como “patrón” de comportamiento de variables I(1) y es la base de la mayor parte de los tests de raíces unitarias.

Si  $y_t$  es un camino aleatorio, entonces

$$y_t = y_{t-1} + \varepsilon_t \quad \varepsilon_t \sim IN(0, \sigma_\varepsilon^2) \quad (1)$$

ó

$$y_t = \sum_1^t \varepsilon_i \quad (2)$$

y en particular su varianza

$$VAR(y_t) = E\left[\left(\sum_1^t \varepsilon_i\right)^2\right] = E\left[\left(\sum_1^t \varepsilon_i^2\right)\right] = \sum_1^t E(\varepsilon_i^2) = t \sigma_\varepsilon^2 \quad (3)$$

Por lo tanto se pueden apreciar para este caso dos características esenciales de toda variable integrada: larga memoria de los shocks pasados (ecuación 2) y varianza tendiendo a infinito cuando  $t$  lo hace (ecuación 3).

De estas expresiones podemos ver que un camino aleatorio debe ser apropiadamente estandarizado para obtener una distribución límite de buen comportamiento,<sup>3</sup> es decir mientras:

$$y_T \sim IN(0, T\sigma_\varepsilon^2) \quad (4)$$

$$y_T / \sqrt{T} \sim IN(0, \sigma_\varepsilon^2) \quad (5)$$

La estandarización apropiada es también útil para entender el problema de la correlación espuria, que resumimos a continuación.

Supongamos que corremos una regresión entre dos caminos aleatorios independientes,

$$\Delta y_t = \varepsilon_t \quad \varepsilon_t \sim IN(0, \sigma_\varepsilon^2) \quad (6)$$

$$\Delta x_t = \nu_t \quad \nu_t \sim IN(0, \sigma_\nu^2) \quad (7)$$

$$E[\varepsilon_t, \nu_t] = 0$$

$$y_t = \beta x_t + \mu_t \quad (8)$$

Entonces, siendo  $b$  el estimador por MCO de  $\beta$ , el estadístico “ $t$ ” para evaluar la hipótesis de nulidad de dicho coeficiente será

$$t_{\beta=0} = \frac{b}{SE(b)} \quad (9)$$

<sup>3</sup> Suponemos  $y_0 = 0$ . Por otra parte el supuesto de Normalidad no es necesario, sólo alcanzaría el supuesto de IID. Formalmente la teoría asintótica de variables integradas se analiza a través de la convergencia de éstas a procesos de Wiener (especie de caminos aleatorios “continuos”).

Aunque  $E[b] = \beta = 0$  el problema está en el SE porque:<sup>4</sup>

$$SE(b) = \frac{S_\mu}{\sqrt{\sum x_i^2}} \quad (10)$$

y como  $x_i$  es una variable  $I(1)$ , para que el denominador tenga buen comportamiento, (ver ecuación 5).

$$SE(b) = T^{-1} \frac{S_\mu}{\sqrt{T^{-2} \sum x_i^2}} \quad (11)$$

Pero como el error residual será también  $I(1)$ :

$$s_\mu^2 = \frac{\sum \hat{u}_i^2}{T-1} \approx T \cdot (T^{-2} \sum \hat{u}_i^2) \quad (12)$$

De la ecuación (11) y de la raíz cuadrada de la ecuación (12) podemos ver que el  $SE(b)$  decrecerá con  $T$ , como lo haga  $\frac{1}{\sqrt{T}}$ .

84

Y en consecuencia,

$$t_{\beta=0} = \frac{b}{SE(b)} \approx \sqrt{T} \cdot b \quad (13)$$

Por lo tanto habría que dividir al estadístico “ $t$ ” por la raíz de  $T$  para que tenga una distribución bien definida, sino crecerá con  $T$  llevando a un sobre-rechazo si usamos el criterio convencional de 2 (en valor absoluto, al 5%). Esto explica porqué debemos prestar atención en las regresiones entre variables integradas. Sin embargo, las ecuaciones estáticas tienen otro sentido si estas variables no son independientes sino que guardan una relación de largo plazo, en otras palabras, están cointegradas.

Para el caso de relaciones entre variables integradas puede recordarse que si  $y_i$  y  $x_i$  son ambas  $I(1)$ , y “existe” una combinación lineal de ellas:

$$\mu_i = y_i - \beta x_i \quad (14)$$

que es  $I(0)$ , entonces  $y_i$  y  $x_i$  están cointegradas, siendo  $(1-\beta)$  el vector de cointegración.

<sup>4</sup> Para ver el valor esperado del denominador notemos que

$$E \sum x_i^2 = \sum E(x_i^2) = \sigma_v^2 \sum t \approx \frac{\sigma_v^2}{2} T \cdot (T+1)$$

y por lo tanto no alcanza dividirlo por  $T$  para que no crezca con  $T$ : de allí la división por  $T^2$ .

Nótese que en este caso  $\mu_t$  corresponde al error de la regresión estática que es la base de la metodología propuesta por Engle y Granger para evaluar cointegración, la cual será analizada en la sección siguiente.

### III. ¿Cuándo usar distribuciones estándares?

#### III.1. El caso de regresiones con variables cointegradas

La regresión estática para el caso de variables cointegradas puede pensarse como balanceada (de acuerdo con Granger, 1990),

$$y_t = \beta x_t + \mu_t \quad (15)$$

I(1)    I(1) I(0)

Este balance entre los dos lados de la ecuación es justamente lo que distingue el caso de una relación de largo plazo entre variables integradas (cointegradas) del de una relación espuria analizada en la sección anterior. Incluso en este caso el estimador de  $\beta$  es superconsistente (converge más rápido que en el caso de variables estacionarias) dado que a diferencia del caso anterior el error es estacionario.

Sin embargo, es importante señalar que aún en este caso no se puede usar el estadístico “t” para evaluar hipótesis sobre  $\beta$  ya que  $\mu_t$ , en general, no es ruido blanco en una ecuación como (15) que omite dinámica. Sólo debe ser I(0) en una relación de cointegración.

Es interesante comparar este caso con el siguiente, por simplicidad supongamos  $\beta = 1$ ,

$$\Delta y_t = \beta_0 + \beta_1 \Delta x_t + \gamma (y_{t-1} - x_{t-1}) + \varepsilon_t \quad \varepsilon_t \sim \text{IID}(0, \sigma_\varepsilon^2) \quad (16)$$

I(0)            I(0)            I(0)

La ecuación (16), que supone una representación de *Equilibrium Correction*, no sólo está balanceada sino reparametrizada como  $I(0)$ .<sup>5</sup> Esto, y dado que  $\varepsilon_t$  es ruido blanco, permite aplicar distribuciones estándares a la manera usual. El punto a señalar es que esta reparametrización supone que  $\beta$  es conocido ( $\beta = 1$ ). Esta ecuación podría considerarse como la segunda etapa en el procedimiento de Granger y Engle, donde el residuo de (15) es  $(y_{t-1} - x_{t-1})$ .

Otro caso que vale la pena tener en cuenta es el siguiente (que coincide con (16) cuando  $\beta_1 = 0$ , además de la homogeneidad de largo plazo, aquí  $\gamma = -\beta_2$ ).

$$\begin{array}{l} \Delta y_t = \beta_0 + \beta_2 x_{t-1} + \gamma y_{t-1} + \varepsilon_t \\ I(0) \qquad \qquad I(1) \qquad I(1) \end{array} \qquad \varepsilon_t \sim \text{IID}(0, \sigma_\varepsilon^2) \qquad (17)$$

86

Este caso es aún más interesante ya que a pesar de que las variables son  $I(1)$  igualmente podemos usar distribuciones estándares para test sobre coeficientes individuales "t". Nótese que esta ecuación está balanceada y los errores son ruido blanco (condiciones necesarias). Pero lo más importante es que cada uno de los coeficientes puede ser escrito como el coeficiente de una variable estacionaria  $(y_{t-1} - x_{t-1})$  o  $(x_{t-1} - y_{t-1})$  que es lo requerido por el resultado de SSW.

Sin embargo, con esta ecuación no se admitiría un test conjunto de ambos coeficientes como el  $F$  para evaluar  $H_0: \gamma = \beta_2 = 0$ . Intuitivamente ambos coeficientes no pueden ser escritos (a la vez) como coeficientes de variables  $I(0)$ . Esto mismo puede apreciarse reescribiendo (17) (sumando y restando  $\gamma x_{t-1}$ ) como:

$$\begin{array}{l} \Delta y_t = \beta_0 + (\beta_2 + \gamma) x_{t-1} + \gamma (y_{t-1} - x_{t-1}) + \varepsilon_t \\ I(0) \qquad \qquad I(1) \qquad I(0) \end{array} \qquad \varepsilon_t \sim \text{IID}(0, \sigma_\varepsilon^2) \qquad (18)$$

---

<sup>5</sup> Los primeros trabajos hacían referencia este tipo de modelo como *error correction*. Sin embargo, la corrección es sólo hacia una relación de equilibrio o de largo plazo que pueden estar sujetas a errores. Los desarrollos recientes de la teoría de pronóstico indican que justamente es la media de largo plazo la responsable más frecuente de las fallas de pronóstico (ver Hendry, 1995 y Clements and Hendry, 1999).

En este caso la distribución de  $\gamma$  sigue siendo estándar pero la de la variable  $x_{t-1}$  no. Nótese asimismo aunque los errores son ruido blanco, en esta parametrización, la ecuación no está balanceada.

A continuación se discuten estos resultados para dos aplicaciones prácticas usuales en series temporales: la evaluación de no causalidad en sentido de Granger y la obtención de la relación de largo plazo entre variables integradas a partir de un modelo Autorregresivo de rezagos Distribuidos, AD(1,1).

### **III.2. Evaluación de no causalidad en sentido de Granger**

Dentro de la práctica econométrica, una vieja discusión es si esta evaluación debe realizarse con las variables en niveles o en sus primeras diferencias.<sup>6</sup> La siguiente presentación tratará de mostrar las ventajas y desventajas de cada una de estas alternativas. El procedimiento puede dividirse en dos etapas: a) la determinación del rezago apropiado en la representación autorregresiva de cada variable (por ejemplo, de  $y$ ) y b), dado a), en una segunda etapa, la evaluación del efecto adicional de los rezagos de la otra variable ( $x$ ) sobre la primera ( $y$ ). Ambas etapas son discutidas por SSW. Aquí ejemplificamos para un caso sencillo (inicialmente con tres rezagos).

#### **III.2.a. Determinación del orden del AR**

$$y_t = \phi_0 + \phi_1 y_{t-1} + \phi_2 y_{t-2} + \phi_3 y_{t-3} + \eta_t \quad \eta_t \sim \text{IID}(0, \sigma_\eta^2) \quad (19)$$

Por ejemplo, puede ser interesante evaluar, a través de un estadístico  $F$ , si

$$H_0 : \phi_2 = \phi_3 = 0$$

Esta evaluación sí puede realizarse con una distribución estándar ( $F$ ), a pesar de que  $y_t$  sea I(1), ya que tanto  $\phi_2$  como  $\phi_3$  pueden escribirse como coeficientes de variables I(0) (de las primeras diferencias), es decir,

---

<sup>6</sup> A continuación nos referiremos a la metodología propuesta por Granger y que es la más usual en los *softwares* econométricos. Para otras propuestas para analizar empíricamente el concepto de no causalidad en sentido de Granger puede consultarse Harvey (1990), entre otros.

$$\Delta y_t = \phi_0 + (\phi_1 + \phi_2 + \phi_3 - 1) y_{t-1} - (\phi_2 + \phi_3) \Delta y_{t-1} - \phi_3 \Delta y_{t-2} + \eta_t \quad (20)$$

Nótese asimismo que la distribución del coeficiente de  $y_{t-1}$  es no estándar, en realidad, corresponde al de un estadístico Dickey-Fuller aumentado (DFA). Lo que se vuelve a ver en este caso es la combinación de distribuciones estándares y no estándares en la misma ecuación. Este mismo enfoque es aplicable a la determinación del rezago apropiado en una ecuación para obtener el DFA y para un modelo AD.

### III.2.b. Evaluación del efecto adicional de los rezagos de la otra variable

Si suponemos que no rechazamos la  $H_0$  de la Subsección III.2.a, el test de no causalidad en sentido de Granger, supondría evaluar en la siguiente ecuación

$$y_t = \phi_0 + \phi_1 y_{t-1} + \theta x_{t-1} + v_t \quad v_t \sim \text{IID}(0, \sigma_v^2) \quad (21)$$

si  $H_0 : \theta = 0$

Pero, la distribución de  $\theta$  será estándar sólo si  $y_t$  y  $x_t$  están cointegradas. En realidad, la ecuación (21) es igual a la (17) con  $\gamma = (\phi_1 - 1)$ .

Esto es también válido para rezagos de órdenes mayores, digamos 3

$$y_t = \phi_0 + \phi_1 y_{t-1} + \phi_2 y_{t-2} + \phi_3 y_{t-3} + \theta_1 x_{t-1} + \theta_2 x_{t-2} + \theta_3 x_{t-3} + v_t \quad (22)$$

que puede reescribirse como (ver una reparametrización similar también en Banerjee, et. al. 1993, p.178),

$$\begin{aligned} \Delta y_t = \phi_0 + [(\phi_1 + \phi_2 + \phi_3 - 1) + (\theta_1 + \theta_2 + \theta_3)] y_{t-1} - \\ - (\phi_2 + \phi_3) \Delta y_{t-1} - \phi_3 \Delta y_{t-2} + \theta_1 (x_{t-1} - y_{t-1}) + \\ + \theta_2 (x_{t-2} - y_{t-2}) + \theta_3 (x_{t-3} - y_{t-3}) + v_t \end{aligned} \quad (23)$$

Por lo cual es válido un test conjunto del tipo

$$H_0 : \theta_1 = \theta_2 = \theta_3 = 0$$

siempre y cuando exista cointegración.

En resumen, niveles o diferencias para evaluar no causalidad es lo mismo en lo referente a determinar el orden de los modelos auto-regresivos. Sin embargo, no es lo mismo para el efecto adicional de los rezagos de la otra variable. Si se toman las variables en diferencias no habría que preocuparse por la relación de cointegración pero está presente el problema de variables omitidas, ya que se pierde la información sobre la relación de largo plazo (dado por los niveles). Esto puede verse aún más claro reescribiendo (22) como,

$$\begin{aligned} \Delta y_t = & \phi_0 + (\phi_1 - 1)\Delta y_{t-1} + (\phi_2 + \phi_1 - 1)\Delta y_{t-2} + \\ & + (\phi_3 + \phi_2 + \phi_1 - 1)y_{t-3} + \theta_1 \Delta x_{t-1} + (\theta_1 + \theta_2) \Delta x_{t-2} + \\ & + (\theta_1 + \theta_2 + \theta_3)x_{t-3} + v_t \end{aligned} \quad (24)$$

En la ecuación (24) podemos observar como una evaluación en diferencias omitiría los efectos de  $x_{t-3}$  y de  $y_{t-3}$  ( los efectos de los niveles son los mismos que reescribiendo estos para el primer rezago).

La alternativa es evaluar no causalidad para las variables expresadas en niveles pero verificando o suponiendo cointegración. El *trade-off* está planteado.

### **III.3. Obtención de un modelo de Equilibrium-Correction a partir de un modelo AD**

Un resultado conocido en la literatura (Banerjee et. al., 1993) es que la relación de largo plazo entre variables integradas estimada a partir de modelos uniecuacionales dinámicos es superior a la obtenida de la regresión estática (ecuación 15) debido a los sesgos en muestras finitas (a pesar de su superconsistencia). Por tal motivo es interesante analizar este caso con referencia al uso de distribuciones estándares. Tomamos como punto de partida un modelo autorregresivo de rezagos distribuidos de primer orden, un AD(1,1), como lo sugiere la metodología general a particular.<sup>7</sup> Con respecto a la elección de los rezagos para cada variable requiere el mismo análisis de la subsección III.2.a.

$$y_t = \beta_0 + \beta_1 x_t + \beta_2 x_{t-1} + \beta_3 y_{t-1} + \varepsilon_t \quad \varepsilon_t \sim \text{IID}(0, \sigma_\varepsilon^2) \quad (25)$$

<sup>7</sup> Un panorama integral de este enfoque se encuentra en Campos, et. al. (2005).

La cual es equivalente a:

$$\Delta y_t = \beta_0 + \beta_1 \Delta x_t + (\beta_1 + \beta_2) x_{t-1} + (\beta_3 - 1) y_{t-1} + \varepsilon_t \quad \varepsilon_t \sim \text{IID}(0, \sigma_\varepsilon^2) \quad (26)$$

que puede ser reescrita como un modelo de *Equilibrium-Correction*:

$$\Delta y_t = \beta_0 + \beta_1 \Delta x_t + \gamma (y_{t-1} - K x_{t-1}) + \varepsilon_t \quad \varepsilon_t \sim \text{IID}(0, \sigma_\varepsilon^2) \quad (27)$$

donde:

$$K = \frac{(\beta_1 + \beta_2)}{1 - \beta_3} \quad ; \quad \gamma = -(1 - \beta_3)$$

En todos los casos estas parametrizaciones son compatibles con distribuciones estándares de los coeficientes individuales ("t") con la condición de que estén cointegradas. En esta formulación el vector de cointegración es  $(1 - K)$ . Sin embargo, las mismas consideraciones que en la sección III son las relevantes para tests conjuntos sobre los coeficientes de  $x_{t-1}$  e  $y_{t-1}$ , debido a que son las mismas ecuaciones si se supone  $\beta_1 = 0$ .

90

Pero la cuestión es que  $K$  es la relación de largo plazo entre variables integradas si  $Y_t$  y  $X_t$  están cointegradas o lo que es lo mismo, si  $\gamma$  es distinto de cero. Para evaluarlo en (11) debemos conocer  $K$ . Podemos hacerlo sin conocer  $K$  a partir de la estimación irrestricta de (9) ó (10) a través de evaluar si:

$$H_o : \gamma = (\beta_3 - 1) = 0$$

Sin embargo, bajo la hipótesis nula (no cointegración) la distribución es no estándar (*PCGive* reporta los valores críticos apropiados como *unit root tests* luego de la ecuación de largo plazo, ver Doornik y Hendry, 2001).

Dos comentarios finales son relevantes para este análisis,

i) Lo importante para determinar cointegración es el coeficiente de ajuste  $\gamma$  y no la relación de largo plazo,  $K$ . Para ver esto, puede señalarse que se podría también evaluar esta hipótesis de una relación de homogeneidad ( $K = 1$ ) si se agrega a la ecuación algún rezago de  $X$ . Es decir,

$$\Delta y_t = \beta_0 + \beta_1 \Delta x_t + \gamma (y_{t-1} - x_{t-1}) - \gamma (K - 1) x_{t-1} + \varepsilon_t \quad (28)$$

Esta ecuación muestra que el coeficiente de ajuste al equilibrio es el mismo tanto en el caso de homogeneidad o de  $K$  distinto de uno.

ii) El análisis anterior ha supuesto la validez de un modelo condicional de  $y_t$  dada  $x_t$ , es decir, la exogeneidad débil de los regresores para los parámetros de nuestro interés, por lo que si este supuesto se quiere evaluar, lo más conveniente es la metodología de sistemas de vectores cointegrados propuesta por Johansen (1992). Con este tipo de análisis podemos obtener las posibles relaciones de largo plazo en un contexto multiecuacional y dado ellas, evaluar el supuesto de exogeneidad débil a través de la nulidad de los coeficientes de ajuste en las ecuaciones de las que asumimos “exógenas”.

iii) Finalmente, y con relación a la metodología general a particular, la utilización de distribuciones estándares no implica necesariamente trabajar con el tamaño usual de zonas críticas ( $\alpha = 0,05$ ) cuando el modelo resulta de un proceso de selección en varias etapas (*repeated testing*). En dicho caso, la probabilidad de no rechazar en  $n$  pasos es:

$$p_{\alpha,n} = (1 - \alpha)^n$$

Por lo cual en 40 veces ( $n = 40$ ) para el valor usual de  $\alpha = 0,05$  esta probabilidad resulta 0,13 y la probabilidad de retener una variable no significativa 87%, la cual representa un error de tipo I extremadamente grande. El valor esperado del número de variables irrelevantes retenidas es ( $n \cdot \alpha$ ) es 2. Sin embargo, sólo cambiando a  $\alpha = 0,01$ , la probabilidad pasa de 0,13 a 0,67 y el valor esperado del número de variables retenidas no alcanza a uno (0,4), (ver Hendry y Krolzig, 2001).

#### IV. Conclusiones

La econometría de series temporales ha debido convivir y adaptarse a la caracterización como variables integradas de muchas series económicas frecuentemente estudiadas.

Si bien la posibilidad de que las distribuciones estándares no sean apropiadas para realizar las pruebas de hipótesis usuales constituye una preocupación legítima para el investigador, estas notas han tratado de discutir intuitivamente y a través de ejemplos las alternativas para poder utilizarlas.

Mientras que en un modelo de regresión con variables integradas, éstas puedan expresarse como variables  $I(0)$ , ya sea por diferenciación o como combinación lineal de otras por cointegración, se podrán usar distribuciones estándares (siguiendo los desarrollos analíticos de SWS). Un punto central es que para estos resultados sólo interesa la existencia de transformaciones potenciales y no la realización efectiva de la misma. De este modo, este análisis es válido aún en modelos expresados en los niveles de las variables integradas y en las relaciones dinámicas (inclusión de rezagos apropiados) en las que será más probable la presencia de las mencionadas transformaciones.

De esta forma la naturaleza integrada de las variables económicas parece poder ser respetada, otras formas de no estacionariedad como es el caso de los cambios estructurales, por sí solos e interactuando con el de integración aparecen como los nuevos desafíos para la práctica econométrica.

## Referencias

- **Banerjee A., J. Dolado, J. Galbraith y D. Hendry (1993)**; *Cointegration, Error Correction and the Econometric Analysis of Non Stationary Data*, Oxford University Press.
- **Campos J., N. Ericsson y DF Hendry Eds. (2005)**; "General- to-Specific Modelling", *The International Library of Critical Writings in Econometrics*, Elgar Publishing Ltd., UK.
- **Clements M.P. y D.F. Hendry (1999)**; *Forecasting Non-stationary Economic Time Series*, Cambridge, Mass. MIT Press.
- **Davidson, J.E.H., Hendry, D.F., Srba, F. y Yeo, J.S. (1978)**; "Econometric modelling of the aggregate time series relationship between consumers' expenditure and income in the United Kingdom", *Economic Journal*, 88, pp. 661-692. Reprinted in Hendry, D.F., *Econometrics: Alchemy or Science?* (1993).
- **Doornik J. y D.F. Hendry (2001)**; *Empirical Econometric Modelling Using PCGIVE*, Timberlake Consultants Ltd.
- **Engle R. y C.W. Granger (1987)**; "Cointegration and Error Correction: estimation and testing Representation", *Econometrica*, 55 , pp. 251-276.
- **Granger C. W. (1990)**; *General Introduction in Modelling Economic Time Series Advanced Texts in Econometrics*, Oxford University Press.
- **Granger y Newbold (1974)**; "Spurious regressions in econometrics", *Journal of Econometrics*, 2, pp. 111-120.
- **Harvey A.C. (1990)**; *The Econometric Analysis of Time Series*, 2<sup>nd</sup> edition, Phillip Allan.
- **Hendry D.F. (1995)**; *Dynamic Econometrics*, Advanced Texts in Econometrics, Oxford University Press.

- **Hendry D.F. y Krolzig (2001)**; *Automatic Econometric Model Selection using PcGets*, Timberlake Consultants Ltd.
- **Johansen S. (1992)**; “Cointegration in Partial Systems and the Efficiency of Single-Equation Analysis”, *Journal of Econometrics*, 52, 3, pp. 389-402.
- **Sargan J.D. (1964)**; “Wages and Prices in the United Kingdom: A study in econometric methodology”, in Hart P., Mills G. and Whitaker J. (eds) *Econometric Analysis for National Economic Planning*, 16, pp. 25-63, London.
- **Sims C., Stock J. y Watson M. (1990)**; “Inference in Linear Time Series Models with some Unit Roots”, *Econometrica*, vol. 58, January, pp. 113-144.
- **Yule G. (1926)**; “Why do we sometimes get non-sense correlations between time-series? A study in sampling and the nature of time series”, *Journal of the Royal Statistical Society*, 89, pp. 1-64.

# Una Metodología Bayesiana para Promediar Predicciones: Aplicación al Relevamiento de Expectativas de Mercado del BCRA

**Pedro Elosegui**

**Francisco Lepone**

**George McCandless**

Banco Central de la República Argentina (BCRA)\*

## Resumen

95

El BCRA publica mensualmente el Relevamiento de Expectativas de Mercado (REM) que resume las proyecciones y predicciones económicas realizadas por un grupo de analistas y consultores económicos. El BCRA da a conocer sólo los principales estadísticos agregados de la muestra, tales como la mediana, el promedio y el desvío estándar. La lógica para usar estos estadísticos es que todos los participantes deben ser ponderados de manera similar.

Si se piensa que algunos consultores poseen mejores modelos subyacentes que otros, la eficacia de los pronósticos agregados puede mejorarse sustancialmente priorizando las predicciones de aquellos que históricamente han proyectado mejor. Aún desconociendo en detalle los modelos utilizados, se cuenta con la información de las predicciones realizadas por ellos en el pasado. Un método que pondere tal desempeño histórico debería llevar a un mejor promedio agregado. En este trabajo, se desarrolla un método bayesiano que permite calcular tales ponderadores.

---

\* Correo electrónico: pelosegui@bcra.gov.ar, gmaccandless@bcra.gov.ar. Agradecemos muy especialmente la colaboración de Francisco Gismondi, Maximiliano Castillo y Diego Ciongo por la provisión y procesamiento de los datos del REM utilizados en este trabajo. En la elaboración de este trabajo se han respetado todos los términos del convenio de confidencialidad celebrado entre el BCRA y los participantes del REM.

El promedio agregado que surge de las ponderaciones bayesianas provee predicciones estadísticamente mejores que la media aritmética, la mediana y otros métodos utilizados usualmente. En particular, el método desarrollado detecta con mayor eficacia cambios de tendencia en las proyecciones.

Las predicciones agregadas publicadas del REM proveen información útil, no sólo para las decisiones de política monetaria y económica, sino también para las decisiones de consumo e inversión. Por ende, mejorar estas predicciones beneficia a todos los agentes de la economía.

Palabras clave: promedio bayesiano.

JEL: C11 y E52.

## I. Introducción

De manera similar a otros bancos centrales, el BCRA publica mensualmente el Relevamiento de Expectativas de Mercado (REM) que resume las proyecciones y predicciones económicas de corto y mediano plazo realizadas por un grupo de analistas y consultores económicos que participan voluntariamente en el programa. En el marco de la confidencialidad de las proyecciones aportadas por los analistas, el BCRA publica sólo algunos estadísticos agregados de la muestra, tales como la mediana, el promedio simple y el desvío estándar. Estos estadísticos pueden proveer a las autoridades del banco central de información relevante del consenso profesional sobre la evolución de variables macroeconómicas importantes. Esta información es de utilidad no sólo para la toma de decisiones de política monetaria y económica, sino también para las decisiones de consumo e inversión de los agentes privados de la economía.

Las variables de corto y mediano plazo que se relevan en el REM se agrupan en cinco categorías (BCRA, 2006), índices de precio, variables monetarias y financieras, indicadores de actividad económica, evolución del sector externo y desempeño fiscal. Las proyecciones de corto plazo son encuestadas mensualmente e incluyen proyecciones a uno y dos meses vista. Las variables de mediano plazo son trimestrales y/o anuales, también con proyecciones a dos períodos. Para el caso del PBI nominal y el índice de precios al consumidor se relevan proyecciones a diciembre de cada año. La página de Internet del BCRA no sólo publica las principales estadísticas de la muestra, sino también los nombres de las firmas que producen las cinco mejores proyecciones en cada categoría.<sup>1</sup>

La utilidad de la información revelada por el Banco Central en el marco del convenio de confidencialidad depende críticamente de los estadísticos utilizados para agregar la misma. En este sentido, el objetivo de este trabajo es el de desarrollar una herramienta metodológica que complemente la información estadística publicada actualmente y, a su vez, represente una mejora de pronóstico respecto de otros estadísticos usualmente utilizados (por ej. el promedio de cinco mejores pronósticos publicado por el Banco Central de Brasil). La esencia de la metodología bayesiana radica en la

---

<sup>1</sup> <http://www.bkra.gov.ar>.

utilización de los errores históricos de cada encuestado para calcular los ponderadores (Canova, 2006; Jacobson, 2004).

Resulta crucial en el potencial éxito del método el supuesto de que algunas firmas poseen modelos que son mejores que los disponibles por otras. Bajo esa hipótesis, un método de ponderación que dé mayor peso a las predicciones de consultores que han realizado mejores proyecciones en el pasado producirá una mejora en el promedio agregado. Dado que en la práctica no se conoce el modelo individual de cada consultora, debemos aproximar el mismo por la historia de sus predicciones. Las técnicas bayesianas son particularmente apropiadas para explotar esta información y construir tales ponderadores. Sintéticamente, el método consiste en suponer que los errores de predicción poseen una función de verosimilitud con distribución normal de media nula. La varianza de esta distribución constituye un parámetro muy importante que determina cuanto contribuye cada firma al promedio agregado. Si la varianza es pequeña sólo se pondera al mejor pronóstico y si la varianza es muy grande la situación se asemeja a un promedio aritmético simple. El punto es elegir el valor de la varianza de manera de optimizar el uso de la información disponible. Adicionalmente, se discuten otras posibilidades en la elección de varianza así como variantes de los supuestos iniciales (por ejemplo, respecto a la «calidad» inicial asociada a cada consultor).

El trabajo se estructura de la siguiente manera: en la sección 2 se presentan aspectos de la teoría estadística que permiten el cálculo de ponderadores para pronósticos individuales basados en técnicas bayesianas. En la sección 3 se realiza una evaluación del método bajo distintos supuestos iniciales, mostrando algunas de sus propiedades y comparando su desempeño respecto a otras metodologías utilizadas. En la sección 4 se muestra una aplicación de la técnica a datos provenientes del REM. Finalmente, en la sección 5 se reseñan las principales conclusiones y se sugieren posibles lineamientos para la generalización del método.

## II. El método bayesiano básico

Se asume que cada mes un conjunto  $A$  de empresas consultoras envía proyecciones acerca del valor esperado de determinada variable económica al banco central. Llamamos  $y_{j,t+1}$  a la proyección realizada a la fecha  $t$

por la firma  $j \in A$ , para tal variable. Se supone que cada firma  $j$  posee un modelo (denominado  $M_j$ ) acerca del cual sólo se conoce la historia de proyecciones  $Y_{j,t} = \{y_{j,1}, y_{j,2}, \dots, y_{j,t}\}$ . Estamos interesados en obtener el mejor promedio ponderado de las proyecciones correspondientes a un período. La información disponible es la historia de las realizaciones de la variable en cuestión  $y^t = \{y_1, y_2, \dots, y_t\}$  donde  $y_t$  son las realizaciones de la variable a la fecha  $t$ . Dado que se cuenta con la historia de predicciones de cada firma y la realización de la variable  $y^t$ , es posible construir una serie de errores de predicción históricos para cada firma participante:  $\varepsilon_{j,t} = y_t - y_{j,t}$  y  $\Gamma_{j,t} = \{\varepsilon_{j,1}, \varepsilon_{j,2}, \dots, \varepsilon_{j,t}\}$ .

Queremos calcular un promedio agregado de la forma:

$$E_t(y_{t+1}) = \sum_{j \in A} E_t(y_{j,t+1} | M_j, y^t) g(M_j | y^t) \quad (1)$$

donde  $E_t(y_{j,t+1} | M_j, y^t)$  es la predicción que realiza la firma  $j$  en el período  $t$  sobre el valor de la variable en  $t + 1$  (que se supone coincide con el valor que envían al Banco Central). El valor  $g(M_j | y^t)$ , es la ponderación o *posterior* que se asigna a la predicción de la firma  $j$ . El *posterior* utilizado para la predicción del modelo de la firma  $j$  estará dado por:

$$g(M_j | y^t) = \frac{f(y^t | M_j) g(M_j)}{f(y^t)} \quad (2)$$

Donde  $g(M_j)$  constituye el supuesto a priori (*prior*) acerca de la calidad relativa de cada modelo y  $f(y^t | M_j)$  es la función de verosimilitud del modelo  $j$  dados los datos observados. Esta función es también denominada probabilidad condicional conjunta de los datos dado el modelo. En tanto,  $f(y^t)$  es la probabilidad no condicional de los datos. Por último, la ponderación bayesiana o *posterior*  $g(M_j | y^t)$  es también denominada probabilidad del modelo condicional a los datos observados.<sup>2</sup> Con un conjunto finito de modelos,  $A$ , la probabilidad de los datos es simplemente,

$$f(y^t) = \sum_{j \in A} f(y^t | M_j) g(M_j) \quad (3)$$

<sup>2</sup> La distribución de probabilidad conjunta  $f(x, y)$  es igual a la probabilidad condicional,  $f(x | y)$  ó  $f(y | x)$ , multiplicada por la respectiva probabilidad marginal,  $g(y)$  ó  $g(x)$ . Esto da,  $f(x, y) = f(x | y)g(y) = f(y | x)g(x)$  que puede ser reescrito como la denominada *Regla de Bayes*,  $f(y | x) = \frac{f(x|y)g(y)}{g(x)}$ .

## II.1. Supuesto de prior uniforme

Empezamos suponiendo un *prior* uniforme, es decir no informativo acerca de la calidad relativa de los modelos subyacentes en las proyecciones de las firmas consultoras. De manera que si hay  $n$  firmas en  $A$ , entonces  $g(M_j) = 1/n$  (promedio simple). Para la función de verosimilitud,  $f(y^t | M_j)$  se asume una distribución normal con media cero, que esta dada por los errores de predicción de los modelos y la diferencia entre tales proyecciones y las realizaciones observadas de las variables. Inicialmente, se supone una varianza  $\sigma^2$  constante, cuya magnitud es sumamente relevante ya que, como se muestra con mayor detalle en secciones subsiguientes, modificaciones en su valor cambian las ponderaciones relativas de los diferentes modelos. Dados estos supuestos, si se cuenta con  $T$  observaciones de los errores de predicción de las firmas  $j$ , la función de verosimilitud  $f(y^t | M_j)$  esta representada por

100

$$f(y^t | M_j) = [2\pi\sigma]^{-0,5T} \exp\left[-0,5 \frac{\sum_{t=1}^T (\varepsilon_{j,t} - 0)^2}{\sigma^2}\right] \quad (4)$$

Bajo la hipótesis de *prior* no informativa, la ponderación asociada a la predicción de la firma  $j$  será

$$\frac{f(y^t | M_j)}{\sum_{k \in A} f(y^t | M_k)} \quad (5)$$

donde, como corresponde de la definición, las ponderaciones suman la unidad.

## II.2. Un prior no uniforme

El desarrollo anterior se realizó suponiendo un *prior* uniforme para todos los modelos, a partir de tal supuesto inicial las ponderaciones posteriores bayesianas (*posteriors*), como se muestra más adelante, permiten mejorar el promedio agregado a partir de la información aportada por los datos históricos. Si la precisión de las predicciones de las firmas tiene algún nivel de correlación entre variables, la información de los *posteriors* correspondiente a una variable  $i^*$  secundaria puede ser utilizada como *prior*

para mejorar las ponderaciones del promedio bayesiano de otra variable  $i$  de mayor interés. Si tales *posteriors* contienen información relevante al ser utilizadas como *prior* podrían mejorar las ponderaciones posteriores de la segunda variable en relación a un supuesto de *prior* uniforme de la misma.

El supuesto básico en este caso, es que algunas firmas poseen modelos de predicción que son en general mejores que los correspondientes a otras firmas. Este supuesto implica que debe haber alguna correlación entre los errores de predicción: las firmas que tienen menores errores de predicción en una variable tenderán a presentar menores errores en otras variables. De ser cierta, esta característica, podría ser explotada y utilizada como *prior* informada o no uniforme.

Suponga que el Banco Central esta interesado en predecir la inflación y la tasa de interés, normalmente las variables de principal interés, particularmente en el caso de bancos centrales que utilizan metas de inflación como su objetivo de política. En tal caso, como alternativa a utilizar un *prior* uniforme para estas variables, podrían utilizarse datos correspondientes a variables reales, tales como el producto, para calcular *posteriors* correspondientes a cada firma y utilizar los mismos como *prior* para la estimación de las ponderaciones bayesianas correspondientes a la inflación y la tasa de interés. Los promedios bayesianos de estas variables mejorarían, en relación a los realizados con un *prior* uniforme, en la medida que la información contenida en los ponderadores correspondientes a la variable real (producto) sea un buen predictor de la habilidad de esas firmas para predecir la inflación o la tasa de interés. Debe tenerse en cuenta que la predicción de algunas variables usualmente (formal o informalmente) involucran el uso de la predicción de otras variables (por ejemplo, la predicción de la tasa de interés nominal requiere el uso de la tasa de inflación esperada), por lo tanto estas variables no son apropiadas para utilizarse como *prior* una de la otra, ya que se estaría utilizando prácticamente la misma información.

Entonces, para encontrar un mejor esquema de *posteriors*, utilizamos el supuesto de que existe correlación entre la precisión de las predicciones de las diferentes variables para las firmas. Esto es diferente de la correlación entre las predicciones que una firma realiza de las variables (tal como la que pueda surgir entre la predicción de la inflación y la tasa de interés

nominal) o la correlación entre las variables mismas. Específicamente, sean  $y^{t,i} = \{y_1^i, y_2^i, \dots, y_i^i\}$  las realizaciones de la variable  $i$  y sea  $Y_{j,t}^i = \{y_{j,0}^i, y_{j,1}^i, \dots, y_{j,t}^i\}$  el conjunto de predicciones de la variable  $i$  realizado por la firma  $j \in A$ . Se elige una variable  $i^*$ , y se calculan los pesos posteriores para cada firma  $j$  utilizando

$$g(M_j | y^{t,i^*}) = \frac{f(y^{t,i^*} | M_j)g(M_j)}{f(y^{t,i^*})} \quad (6)$$

donde

$$f(y^{t,i^*}) = \sum_{j \in A} f(y^{t,i^*} | M_j)g(M_j) \quad (7)$$

Ahora utilizando los *posteriors*  $g(M_j | y^{t,i^*})$  como *prior* para otra variable  $i \neq i^*$ , se calculan *posteriors* «mejorados» como

102

$$g(M_j | y^{t,i}) = \frac{f(y^{t,i} | M_j)g(M_j | y^{t,i^*})}{f(y^{t,i})} \quad (8)$$

donde

$$f(y^{t,i}) = \sum_{j \in A} f(y^{t,i} | M_j)g(M_j | y^{t,i^*}) \quad (9)$$

Este nuevo *prior* es informativo, con información proveniente de la habilidad de las firmas de predecir alguna otra variable.

### III. Evaluación del método propuesto

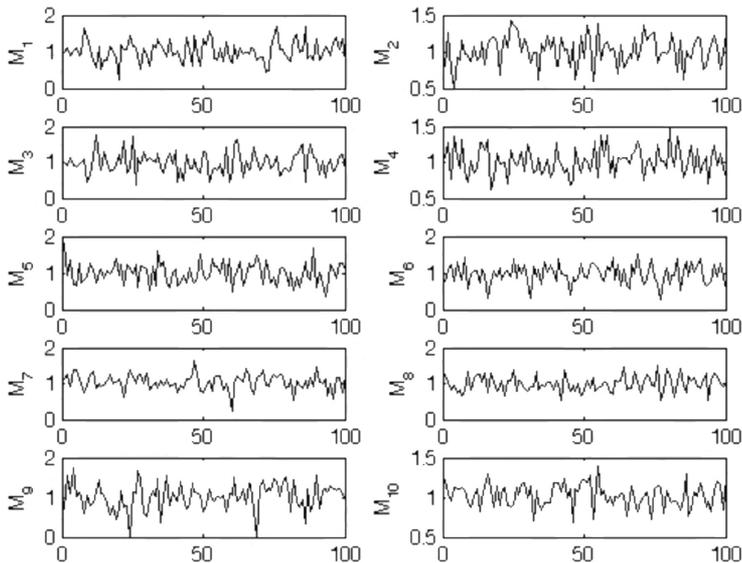
A fin de evaluar los potenciales beneficios del método de promedios bayesianos se utilizan datos de predicciones generadas artificialmente, para comparar el desempeño del mismo respecto a otros cinco métodos utilizados usualmente para computar proyecciones agregadas. Los métodos alternativos utilizados son el promedio aritmético simple de todos los modelos, el promedio aritmético simple de los cinco modelos de mejor predicción, la mediana de la distribución de predicciones y el método de combinación de pronósticos propuesto por Granger y Bates (1969). El conjunto de información generado artificialmente esta compuesto por 10 firmas consultoras, que se supone utilizan modelos para realizar predicciones

acerca de una variable cuya realización es constante e igual a uno. Los pronósticos de la firma  $i$  tienen una distribución  $N(1, \sigma_i^2)$ , donde los  $\sigma_i^2$  se distribuyen uniformemente entre  $[0;0,25]$ . Estos modelos subyacentes son muy simples, cada predicción de una firma se genera a partir de una distribución normal con varianzas diferentes entre firmas. En cada simulación se utilizan 101 observaciones para cada una de las 10 firmas. Las primeras 100 observaciones se emplean para calcular las ponderaciones (en el método bayesiano y en el método de promedio agregado) y la observación 101 se utiliza como proyección. Para el ejemplo, en la Tabla 1 se muestran los errores estándar  $\sigma_i$ .

**Tabla 1 / Desvío estándar correspondiente a cada modelo**

$M_1$	$M_2$	$M_3$	$M_4$	$M_5$
0,284	0,197	0,292	0,184	0,287
$M_6$	$M_7$	$M_8$	$M_9$	$M_{10}$
0,269	0,218	0,221	0,334	0,147

**Gráfico 1 / Pronósticos asociados a cada modelo**



El Gráfico 1 muestra las proyecciones generadas a partir de las muestras distribuidas normalmente (el modelo) de cada firma. Dado que el dato predicho por cada modelo es una constante igual a la media de la distribución de predicciones de cada firma, los modelos  $M_2$ ,  $M_4$  y  $M_{10}$  son mejores que el resto ya que tienen un menor  $\sigma_i$  asociado.

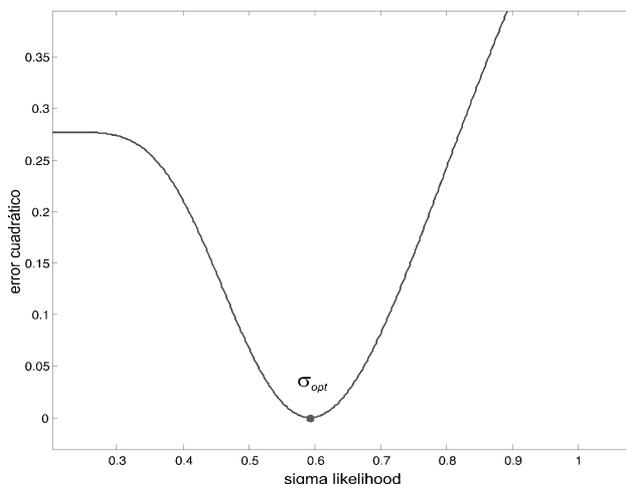
Para el promedio bayesiano, elegimos un *prior* sobre los diferentes modelos: uno que da la misma probabilidad ( $1/k$  donde  $k = 10$  es el número de firmas) a la predicción de cada firma. Este prior asume que los pronósticos de cada firma tiene la misma calidad, más adelante se analizará este supuesto con más detalle.

Como fue mencionado en las secciones previas, es necesario asignar un valor al desvío estándar  $\sigma_0$  de la función de verosimilitud. Del análisis surge que  $\sigma_0$  es un parámetro crucial en la determinación de las ponderaciones bayesianas (y, consecuentemente, es importante en la determinación de la eficiencia del pronóstico agregado). La razón de esto es que  $\sigma_0$  controla tanto la altura como la amplitud de la distribución. Un valor de  $\sigma_0$  que es demasiado grande da como resultado errores de proyección con probabilidades uniformes y la función de verosimilitud resultante de los diferentes modelos se vuelven prácticamente indistinguibles. Un valor de  $\sigma_0$  demasiado pequeño será restrictivo y ponderará únicamente el modelo con menores errores, ignorando los restantes. Considerando esto, se propone emplear el valor de  $\sigma_{opt}$  para el cual los errores cuadráticos históricos (los 100 primeros datos) de las proyecciones bayesianas son mínimos. El Gráfico 2 muestra los errores cuadráticos de predicciones bayesianas como función de  $\sigma_0$  generados a partir de la muestra simulada.

La minimización de esta función arroja  $\sigma_{opt} = 0,5933$  para el presente ejemplo. Con este valor de  $\sigma_{opt}$  es posible calcular las ponderaciones bayesianas de los modelos. Estas se muestran en la Tabla 2.

Hacemos notar aquí que el hecho que  $wb_7 < wb_8$  cuando  $\sigma_{M_7} < \sigma_{M_8}$  se debe a que en el calculo de ponderadores se asume que los errores poseen media cero mientras que las varianzas muestrales se calculan respecto a la media de cada conjunto de datos.

**Gráfico 2 / Error cuadrático acumulado como función de  $\sigma_0$**



**Tabla 2 / Ponderaciones bayesianas para sigma óptimo**

$wb_1$	$wb_2$	$wb_3$	$wb_4$	$wb_5$
$2,0 \times 10^{-4}$	0,0685	$1,0 \times 10^{-4}$	0,1373	$1,61 \times 10^{-4}$
$wb_6$	$wb_7$	$wb_8$	$wb_9$	$wb_{10}$
$5,91 \times 10^{-4}$	0,016	0,0174	$2,40 \times 10^{-6}$	0,76

Una vez obtenidos los ponderadores, es directo calcular el promedio bayesiano de las predicciones,  $(\bar{y}_b)$ . Como se mencionara previamente, también se incluyen otras metodologías a fines comparativos: 1) un promedio aritmético simple de todas las empresas, 2) el método de combinación de pronósticos,<sup>3</sup> 3) la predicción dada por el mejor modelo,<sup>4</sup> 4) un promedio aritmético de las firmas «top 5», y 5) la mediana de la distribución de todas las predicciones. En la Tabla 3 se muestran los resultados de cada método.

Tal como puede observarse en la Tabla 3, los pronósticos de la media aritmética y de varianza mínima del ejemplo tienen errores de ~8,8% y

<sup>3</sup> Sintéticamente, este método elige ponderadores que minimizan la varianza de los errores de predicciones pasadas.

<sup>4</sup> Se entiende como el mejor modelo aquel de mínima varianza.

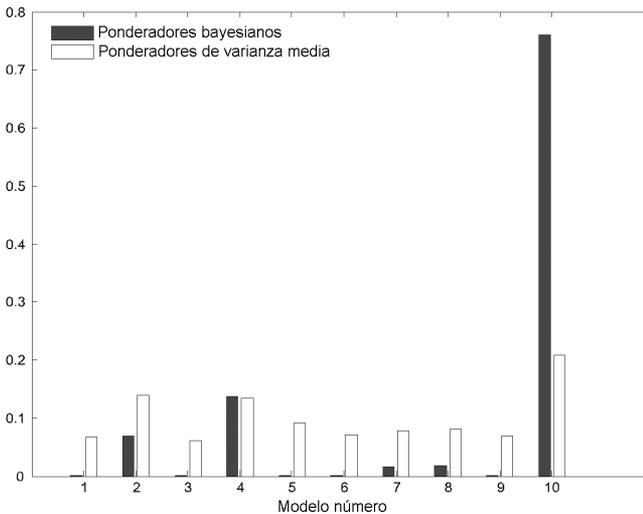
~10,8% respectivamente, en tanto que la proyección bayesiana resulta exacta. El Gráfico 3, muestra las ponderaciones bayesianas y de varianza mínima, correspondientes al ejemplo particular bajo análisis.

**Tabla 3 / Pronósticos obtenidos con distintos métodos**

Método	Predicción
Prom. Bayesiano	1,000
Prom. Aritmético	0,892
Prom. Min. Varianza	0,912
Mejor modelo	1,053
«Top 5»	0,883
Mediana	0,924
Valor real	1,000

**Gráfico 3 / Ponderaciones correspondientes a los métodos bayesiano y de varianza mínima**

106



A fin de comparar la eficiencia relativa de los seis métodos, se desarrolló un conjunto de *tests*. Cada *test* consistió en diez mil ejercicios independientes de proyección con las características básicas del ejemplo descrito (la varianza de las 10 en cada test se eligió de una distribución uniforme con parámetros  $[\sigma_a^2, \sigma_b^2]$ , donde los límites  $\sigma_a^2$  y  $\sigma_b^2$  se tomaron de manera distinta en cada test). Los resultados que se muestran a en la Tabla 4

corresponden al intervalo  $\sigma_a^2 = 0.01, \sigma_b^2 = 0.25$ .<sup>5</sup> Allí, en el 19,0% de los casos el promedio ponderado bayesiano dio la mejor predicción. En tanto, el mejor modelo fue primero en el 16,35% de los casos, el promedio de varianza mínima en el 18,1%, el promedio aritmético de los «top 5» el 15,9% de las veces, la mediana el 16,5%, y el promedio aritmético simple el restante 14,15%.

**Tabla 4 / Ranking de eficiencia**

Método	% error de proy.	Std.	Índice	Ranking
Prom. Bayesiano	4,73%	0,0620	2,946	1
Prom. Aritmético	7,14%	0,0903	3,958	6
Prom. Min. Varianza	4,91%	0,0645	3,035	2
Mejor modelo	7,02%	0,0964	3,679	4
«Top 5»	6,41%	0,0830	3,655	3
Mediana	6,39%	0,0827	3,720	5

Es posible evaluar el desempeño global de los diferentes métodos considerados, a través de distintos criterios entre los que consideramos tres: 1) el promedio del error porcentual absoluto de las predicciones, 2) el desvío estándar y 3) un índice de desempeño que posee un rango que va de 1 (mejor) a 6 (peor).<sup>6</sup> La Tabla 4 muestra los resultados junto con las posiciones relativas de los diferentes estadísticos.

De la Tabla 4 surge que el promedio bayesiano es el método de mejor ajuste, seguido por el método de mínima varianza y por el mejor modelo. Analizando los resultados obtenidos para otros intervalos de varianzas (Apéndice A) surge que cuando el límite inferior  $\sigma_a^2 = 0$  el mejor método es el de mínima varianza, en el límite opuesto  $\sigma_a^2 \rightarrow \sigma_b^2$  el método de mejor desempeño es el promedio aritmético simple y en todos los casos

<sup>5</sup> En el Apéndice A se detallan los resultados para otros valores de  $\sigma_a^2$  y  $\sigma_b^2$ .

<sup>6</sup> El índice se computa de la siguiente manera. La posición relativa en el ranking de cada ejercicio de predicción es puntuada desde 1 a 6. Entonces la posición en el ranking de cada modelo  $M_i$  se calcula así:

$$\sum_k p_{ik} \times k$$

donde  $p_{ik}$  es la probabilidad del modelo  $i$  de tener un ranking  $k$ . Obviamente, menor el valor del índice mejor el desempeño del modelo.

intermedios el método bayesiano es el que se impone. Adicionalmente, es el de mejor comportamiento global para el rango  $[\sigma_a^2, \sigma_b^2]$  estudiado.

Es interesante considerar la sensibilidad de los diferentes métodos a la longitud del conjunto de información. A tal fin se analiza el desempeño relativo de los modelos como función del número de predicciones pasadas ( $n_t = 5, 15, 20, 100$ ). Los resultados muestran que cuando la muestra es pequeña el método bayesiano es más eficiente que las restantes alternativas (Tabla 5). Como podría esperarse, cuando la muestra posee una historia suficientemente grande el método de mínima varianza es el que se impone.

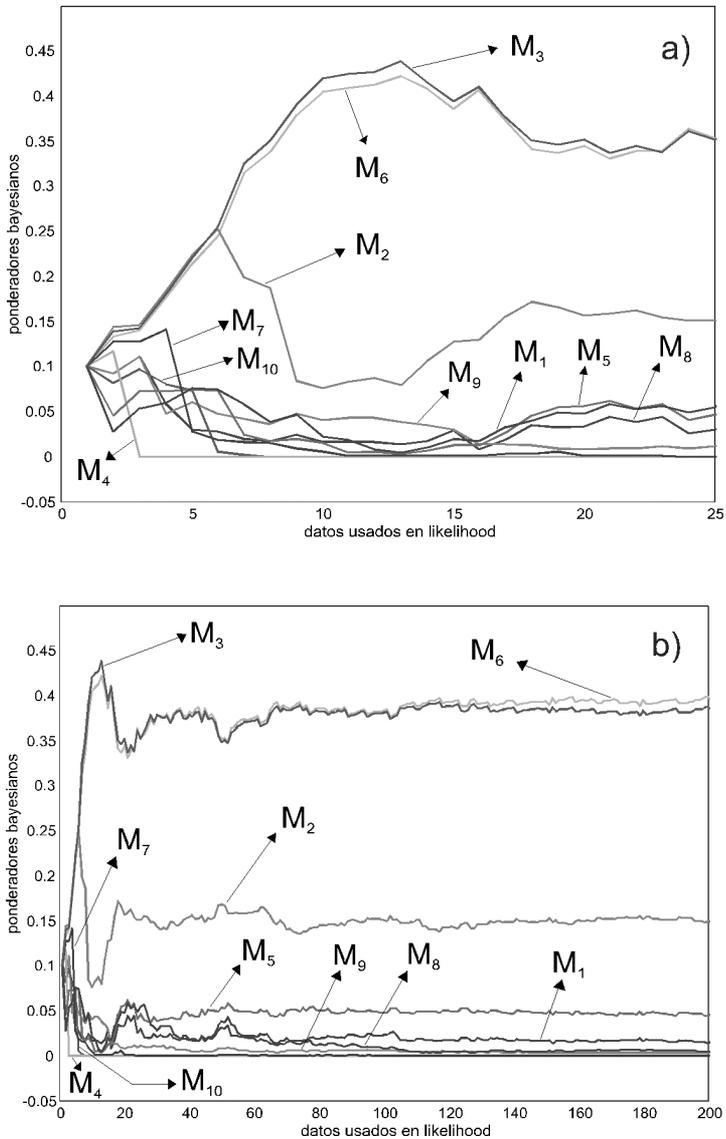
**Tabla 5 / Índice de eficiencia en función de la cantidad de datos disponibles**

Método	$n_t = 5$	$n_t = 15$	$n_t = 20$	$n_t = 100$
Prom. Bayesiano	2,86	2,78	2,89	2,97
Prom. Aritmético	3,47	3,74	3,78	3,93
Prom. Min. Varianza	4,73	4,01	3,44	2,95
Mejor modelo	3,50	3,44	3,66	3,87
«Top 5»	3,38	3,55	4,64	3,59
Mediana	3,05	3,48	4,60	3,70

Otra cuestión interesante a considerar es la relación entre el número de datos históricos y la estabilidad de los ponderadores. Para analizar esta relación se parte de una corrida aleatoria común, se genera un conjunto de proyecciones de diferente longitud y se computan las respectivas ponderaciones bayesianas. Los resultados se muestran en el Gráfico 4. Puede verse que, si existe poca información previa, ésta no es demasiado informativa y las ponderaciones bayesianas cambian a medida que se dispone de mayor cantidad de información. Cuando la cantidad de información histórica crece las ponderaciones se estabilizan.

Del Gráfico 4 puede concluirse que se necesitan entre 20 y 30 observaciones históricas para que las ponderaciones alcancen valores similares a sus valores asintóticos.

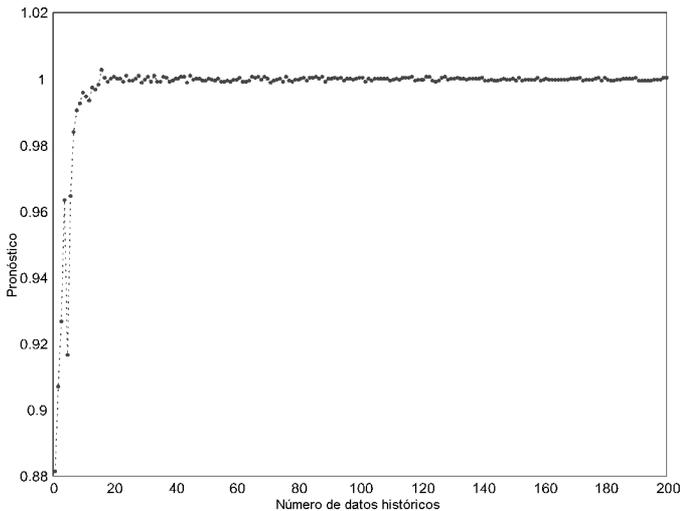
**Gráfico 4 / Estabilidad de los ponderadores bayesianos como función de la cantidad de datos históricos disponibles**



A fin de evaluar la importancia de utilizar o no *priors* informativos, se diseñó el siguiente ejercicio: 1) a partir de una muestra inicial de 40 datos y utilizando *priors* uniformes, se hallaron *posteriors* para ser utilizados como *priors* en los pasos siguientes, 2) dados distintos valores de  $n$ , se generaron diez

mil conjuntos de predicciones independientes, 3) para cada conjunto se obtuvieron *posteriors* utilizando los *priors* calculados en el paso 1, 4) se calcularon las ponderaciones bayesianas utilizando los dos conjuntos de *posteriors* obtenidos en 2 y en 4 y se evaluó el desempeño relativo en predecir los datos. La Tabla 6 muestra los resultados. Como es esperable el tener un *prior* razonable mejora los resultados, especialmente en el caso de muestras pequeñas. Por ejemplo, para una muestra de sólo 20 datos, la eficiencia sobre un supuesto de *prior* uniforme aumenta en un factor de 2,65. A medida que el número de observaciones históricas aumenta, el *prior* se vuelve menos importante. Es interesante notar que el uso de un *prior* sesgado y poco informativo puede ser perjudicial, especialmente si se cuenta con suficiente información histórica. Por caso, si se cuentan con 100 o más datos históricos, el uso de un *prior* no uniforme puede ser perjudicial, ya que podría agregar un sesgo, cuando ya se cuenta con información suficiente para generar *posteriors* estables.

**Gráfico 5 / Pronóstico bayesiano como función del número de datos históricos**



**Tabla 6 / Eficiencia relativa entre el uso de prior uniforme e informativo como función de la cantidad de información disponible**

<i>n</i>	Prior informativo	Prior constante
3	85,7%	14,3%
5	80,9%	19,1%
10	76,5%	23,5%
20	72,6%	27,4%
30	64,8%	35,2%
40	63,4%	36,6%
50	60,6%	39,4%
60	61,7%	38,3%
100	53,1%	46,9%
200	49,9%	50,2%
500	48,0%	52,0%

**III.1. Elección de la varianza en la función de verosimilitud**

Es necesario realizar algunos supuestos acerca de las mega propiedades del modelo. Entre esas propiedades se encuentra el supuesto acerca de la forma de la función de verosimilitud común,  $f(y' | M_j)$ , que se utiliza en la ecuación que da como resultado las ponderaciones a aplicar en cada modelo.<sup>7</sup>

$$g(M_j | y') = \frac{f(y' | M_j)g(M_j)}{f(y')} \tag{10}$$

Se supone que los errores están normalmente distribuidos, con media cero cuando se mide en términos de los errores entre las predicciones de los modelos y los datos observados, donde la varianza es la misma para todos los modelos. El supuesto de media cero tiene sus implicancias. La más importante es que se está asumiendo que no existen modelos que generen pronósticos con errores sistemáticos respecto a los datos observados (y con baja varianza alrededor de dicho error). Estos modelos tienen bajas chances de perdurar dado que los incentivos de mercado implican que el

<sup>7</sup> Recuerde que lo único que se conoce de cada modelo es el conjunto de pronósticos que han enviado al Banco Central. Los pronósticos son los modelos.

dueño del modelo cambiará los pronósticos para reflejar este sesgo sistemático. Dado estos supuestos, la función de verosimilitud debería escribirse en realidad como,

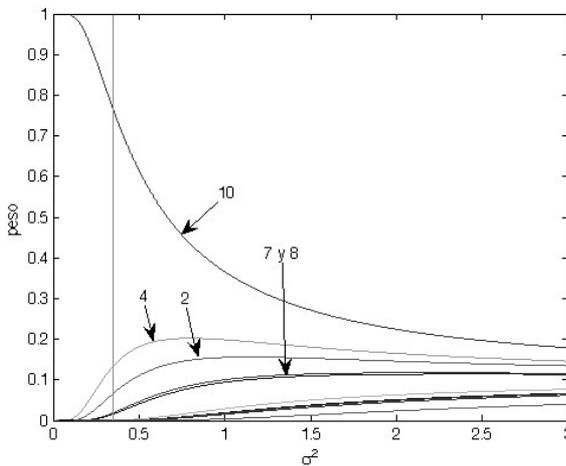
$$f(y' | M_j, \sigma^2, \mu = 0) \tag{11}$$

La distribución posterior y las ponderaciones resultantes dependen de la elección de  $\sigma^2$ . Por esta razón, sería mejor expresar las ponderaciones condicionales en los mega-parámetros como

$$g(M_j | y', \sigma^2, \mu = 0) \tag{12}$$

Para los datos artificiales utilizados en el trabajo, el Gráfico 6 muestra las ponderaciones calculadas para un rango entre 0,01 y 3 de la varianza de la función de verosimilitud. Cada línea en la figura muestra las ponderaciones asignadas a un modelo determinado a medida que cambia el valor de  $\sigma^2$ . Como fuera mencionado, cuando  $\sigma^2$  es muy pequeño, solo el mejor modelo recibe ponderación positiva. A medida que  $\sigma^2$  aumenta, más modelos reciben ponderación positiva, hasta que en el límite cuando  $\sigma^2$  se acerca a infinito todos los modelos reciben igual ponderación. La elección del  $\sigma^2$  óptimo es un ejercicio que no tiene una respuesta obvia.

**Gráfico 6 / Ponderadores bayesianos en función de  $\sigma^2$**



El método propuesto resuelve un problema de optimización bien definido. Se utilizan las predicciones pasadas y la información disponible para encontrar

el  $\hat{\sigma}^2$  que haga que las ponderaciones minimicen el cuadrado de los errores de las predicciones agregadas realizadas utilizando las ponderaciones y las predicciones de cada modelo por separado. Esta metodología se condice con los objetivos del ejercicio, que precisamente consiste en encontrar las ponderaciones óptimas para tales predicciones. Minimizar la suma de los errores al cuadrado es una práctica común en econometría, pero otras funciones objetivo son posibles. Por ejemplo, minimizar la suma de los errores absolutos es otra posibilidad que podría resultar en diferentes ponderadores que no castigarían tan severamente a los grandes *outliers*.

Para el conjunto de observaciones hasta el período  $t$ ,  $y^t$ , las predicciones pasadas de esta variable de parte de las  $Q$  firmas participantes,  $\{y_{j,s-1}\}_{s=0}^{t-1}$ , y un valor de  $\sigma^2$  perteneciente al dominio permitido, se obtienen las ponderaciones  $w_{j,t} = g(M_j | y^t, \sigma^2, \mu = 0)$ , para  $j = 1, \dots, Q$ . Para este valor de  $\sigma^2$ , puede encontrarse las predicciones ponderadas en la muestra,

$$E_t(y_{s+1}) = \sum_{j=1}^Q w_{j,t} y_{j,s} \quad (13)$$

para  $s=0, \dots, t-1$ , donde  $E_t(y_{s+1})$  se utiliza para indicar las predicciones ponderadas en la muestra utilizando predicciones históricas de las firmas pero promediadas utilizando pesos que fueron encontrados utilizando todos los datos disponibles hasta el período  $t$ . Buscamos los valores de  $\sigma^2$  que minimizan los errores cuadráticos,

$$\sum_{s=1}^T \left[ y_{s+1} - \sum_{j=1}^Q w_{j,t} y_{j,s} \right]^2 \quad (14)$$

El error cuadrático mínimo ocurre en  $\hat{\sigma}^2 = 0,352$  (ó  $\hat{\sigma} = 0,5933$ ). La línea vertical en el Gráfico 6 representa  $\hat{\sigma}^2 = 0,352$  y los ponderadores para cada modelo pueden encontrarse donde la línea vertical cruza a la curva de ponderación apropiada.

#### IV. Una aplicación al REM

En esta sección se aplica el método a datos reales provenientes del REM. Se supone que cada participante tiene su propio modelo independiente del cual extrae los valores esperados de las variables a pronosticar. Se

utilizan las proyecciones a un mes y dos meses de la inflación mensual correspondiente a los períodos Febrero 2004 a Marzo 2006. Es necesario remarcar algunas cuestiones. Primero, dado que el REM comenzó a implementarse a comienzos del 2004, la historia de predicciones es relativamente escasa (entre 26 y 27 observaciones). Segundo, la cantidad de encuestados que alguna vez han participado en el REM es 65, pero el número que ha respondido en todos los periodos es algo menor y depende de cada variable particular (21 para las proyecciones a un mes de la inflación mensual y sólo 12 para la inflación mensual a dos meses, ver Tabla 7). Tercero, el método tal como se ha desarrollado hasta aquí supone un conjunto de historia completa para cada firma. Muestras incompletas generan algunos inconvenientes técnicos derivados de la necesidad de comparar funciones de verosimilitud diferentes lo que complica el cálculo de las ponderaciones bayesianas. Se han realizado desarrollos en esa dirección aunque los mismos escapan al alcance del presente trabajo. Por lo tanto, en lo que sigue se muestran sólo resultados correspondientes a muestras completas, reduciéndose el conjunto de firmas participantes.<sup>8</sup>

**Tabla 7 / Número de participantes como función del número de respuestas completas (encuesta de inflación a dos meses)**

<b>Nro. respuestas</b>	19	20	21	22	23	24	25	26
<b>Nro. participantes</b>	29	27	25	24	23	17	15	12

La Tabla 8 muestra los resultados correspondientes a los últimas seis predicciones de inflación a dos meses empleando un conjunto completo de 12 firmas participantes. En todos los casos, salvo uno, el promedio bayesiano da la respuesta más aproximada acerca de la inflación realizada dos meses después.

Otro resultado digno de remarcar es que el promedio bayesiano demuestra ser muy sensible a la identificación de cambios en la tendencia de la variable subyacente. Esto estaría reflejando el hecho de que las firmas con mejor comportamiento histórico utilizan modelos que permiten predecir con mayor justeza cambios de tendencia. Al ponderar de manera similar todas

<sup>8</sup> En el Anexo B se muestran los resultados para la predicción a dos meses de la inflación mensual para conjuntos extendidos de participantes utilizando datos creados artificialmente. Los resultados no muestran diferencias significativas.

las firmas, los cambios de tendencia no son fácilmente identificados por los demás métodos. En efecto, las proyecciones correspondientes a noviembre 2005 y febrero 2006 ilustran claramente este hecho. En el primer caso, las expectativas se ubicaban significativamente por debajo del valor realizado en promedio (~0,5%), siendo la realización (1,2%), en tanto que la predicción bayesiana arroja un valor de 1,0%, capturando el cambio de tendencia respecto a lo observado en el período anterior. En el segundo caso ocurre lo contrario, las expectativas promedio se ubican por encima del valor realizado, en tanto que el promedio bayesiano corrige parcialmente este sesgo.

**Tabla 8 / Últimas seis proyecciones de la inflación mensual a dos meses**

$\pi_{2mth}$	Valor real	Prom. Bayesiano	Mediana	Prom. Aritmético
Oct-2005	0,8%	0,750%	0,70%	0,690%
Nov-2005	1,2%	1,000%	0,50%	0,583%
Dic-2005	1,1%	0,950%	0,95%	0,950%
Ene-2006	1,3%	1,285%	1,35%	1,275%
Feb-2006	0,4%	0,800%	1,00%	1,030%
Mar-2006	1,2%	1,208%	1,25%	1,208%

115

**Tabla 9 / Últimas seis proyecciones de la inflación mensual a un mes**

$\pi_{1mth}$	Valor real	Prom. Bayesiano	Mediana	Prom. Aritmético
Oct-2005	0,8%	0,78%	0,8%	0,776%
Nov-2005	1,2%	0,80%	0,7%	0,715%
Dic-2005	1,1%	1,10%	1,2%	1,150%
Ene-2006	1,3%	1,30%	1,3%	1,370%
Feb-2006	0,4%	0,80%	1,0%	0,970%
Mar-2006	1,2%	1,20%	1,2%	1,190%

La Tabla 9 muestra los resultados de los últimos seis pronósticos a un mes de la inflación mensual cuando el conjunto de información es de 21 participantes. Aquí, de nuevo, el promedio bayesiano da la mejor predicción de la inflación realizada un mes después. También permite identificar cambios de tendencia, aunque este efecto no es tan marcado, en parte porque en

proyecciones a plazos más cortos los conjuntos de información disponible por los participantes tienden a converger.

## V. Conclusiones

El presente trabajo muestra que el método de promedios bayesianos puede utilizarse para mejorar predicciones generadas por un conjunto de modelos. La metodología es aplicable aún cuando se desconoce el detalle de los modelos utilizados. Se utiliza el conjunto de desvíos históricos de pronósticos respecto a la variable observada, para generar los ponderadores utilizando una función de verosimilitud que se asume normal con media cero. El valor de la varianza de esta función de verosimilitud normal se elige como el que minimiza la suma de errores cuadrados de las predicciones pasadas. El método desarrollado genera resultados que son estadísticamente superiores a otros métodos usualmente utilizados para combinar pronósticos. Adicionalmente se exploran algunas características del método, como su eficiencia relativa, la estabilidad de los ponderadores y su sensibilidad a la información contenida en los *priors* propuestos.

La aplicación del método a datos del REM del BCRA, muestra que, aún contando con relativamente poca información, el pronóstico ponderado bayesiano mejora las estimaciones de la mediana, el promedio aritmético y otros estadísticos usualmente utilizados. El método es particularmente sensible en la identificación de cambios de tendencias, ya que las firmas que han demostrado tener mejores modelos subyacentes reciben una mayor ponderación.

## Anexo A / Desempeño relativo de los métodos

A continuación se detallan los resultados para otros valores de  $[\sigma_a^2, \sigma_b^2]$ .

$\sigma_a^2 = 0,0; \sigma_b^2 = 0,25$	Índice	Ranking
Prom. Bayesiano	2,90	3
Prom. Aritmético	4,59	6
Prom. Min. Varianza	2,72	1
Mejor modelo	2,83	2
«Top 5»	4,11	5
Mediana	3,84	4

$\sigma_a^2 = 0,0225; \sigma_b^2 = 0,25$	Índice	Ranking
Prom. Bayesiano	2,94	1
Prom. Aritmético	3,96	6
Prom. Min. Varianza	3,04	2
Mejor modelo	3,68	4
«Top 5»	3,66	3
Mediana	3,72	5

$\sigma_a^2 = 0,09; \sigma_b^2 = 0,25$	Índice	Ranking
Prom. Bayesiano	2,90	1
Prom. Aritmético	2,92	2
Prom. Min. Varianza	3,20	3
Mejor modelo	4,80	6
«Top 5»	3,74	5
Mediana	3,44	4

$\sigma_a^2 = 0,205; \sigma_b^2 = 0,25$	Índice	Ranking
Prom. Bayesiano	2,86	2
Prom. Aritmético	2,80	1
Prom. Min. Varianza	3,22	3
Mejor modelo	4,96	6
«Top 5»	3,75	5
Mediana	3,42	4

## Anexo B / Completando artificialmente la muestra

En general, cuando el conjunto de datos no es completo existen metodologías estadísticas alternativas que pueden utilizarse para completar los mismos. No obstante, tales métodos no son del todo ajustados cuando el tamaño de la muestra disponible es considerablemente pequeño comparado con el número de observaciones en blanco. En el caso bajo análisis se opta por completar la muestra utilizando valores generados aleatoriamente a partir de una distribución normal centrada en la cantidad realizada y con varianza similar a la observada para cada participante. Debajo se muestran dos ejemplos con conjuntos de 19 y 23 participantes con datos artificialmente completados. Como puede observarse, los resultados no difieren sustancialmente a los obtenidos con la muestra reducida (pero balanceada) de 12 firmas participantes.

$\pi_{2mth}$ (19 MOD)	Valor real	Prom.	Mediana	Prom.
		Bayesiano		Aritmético
Oct-2005	0,8%	0,730%	0,7%	0,72%
Nov-2005	1,2%	1,000%	0,7%	0,74%
Dic-2005	1,1%	1,000%	1,0%	1,00%
Ene-2006	1,3%	1,230%	1,2%	1,23%
Feb-2006	0,4%	0,790%	1,0%	1,03%
Mar-2006	1,2%	1,194%	1,1%	1,19%

$\pi_{2mth}$ (23 MOD)	Valor real	Prom.	Mediana	Prom.
		Bayesiano		Aritmético
Oct-2005	0,8%	0,764%	0,7%	0,68%
Nov-2005	1,2%	1,022%	0,7%	0,69%
Dic-2005	1,1%	0,977%	1,0%	0,78%
Ene-2006	1,3%	1,279%	1,3%	1,25%
Feb-2006	0,4%	0,800%	1,0%	1,01%
Mar-2006	1,2%	1,200%	1,2%	1,17%

## Referencias

- **BCRA (2006)**; *Metodología del Relevamiento de Expectativas de Mercado (REM)*, Febrero.
- **Bates, J.M. y Granger, C.W.J. (1969)**; «The combination of forecasts», *Operational Research Quarterly* 20, pp. 451-468.
- **Canova, Fabio (2006)**; *Methods for Applied Macroeconomic Research*, Princeton University Press, Princeton, forthcoming.
- **Jacobson, Tor y Sune Karlsson (2004)**; «Finding good predictors for inflation: a Bayesian model averaging approach», *Journal of Forecasting*, John Wiley & Sons, Ltd., 23(7), pp. 479-496.
- **MacKay, David J. C. (2003)**; *Information Theory, Inference, and Learning Algorithms*, Cambridge University Press, Cambridge.

