

FUENTES DE INCERTIDUMBRE EN LA CONDUCCIÓN DE LA POLÍTICA MONETARIA EN CHILE*

Felipe Morandé L.**
Mauricio Tejada G.***

I. INTRODUCCIÓN

La política monetaria se desenvuelve en un ambiente de sustancial incertidumbre, hecho que ha motivado a investigadores académicos a mostrar de manera formal las implicancias que ésta tiene y las formas en que el banco central podría hacerle frente. La literatura teórica distingue tres tipos de incertidumbre: la incertidumbre aditiva, referida al desconocimiento que tiene el banco central sobre los *shocks* futuros a los cuales se enfrentará la economía; la incertidumbre multiplicativa, que representa el desconocimiento —o percepción errónea— de uno o más parámetros del modelo que explica el comportamiento de la economía; y la incertidumbre en los datos, la cual se asocia al hecho de que la información sobre la situación económica actual con la que cuenta el banco central al momento de tomar decisiones de política puede ser incorrecta o incompleta. En este contexto, el objetivo de este artículo es analizar la relevancia cuantitativa de estos tres tipos de incertidumbre para la política monetaria en Chile. El artículo se divide en dos partes: la primera aborda el problema de la incertidumbre en los datos y se enfoca en la estimación de la brecha del producto para el período de vigencia del esquema de metas de inflación puro (desde 1999 en adelante); la segunda, en tanto, se enfoca en las incertidumbres aditiva y multiplicativa para el período 1990–2006, pero con especial énfasis en los años posteriores a 1999.

Nuestro análisis de la incertidumbre en los datos se enfoca en la brecha del producto, debido a su importancia en la proyección de la inflación y porque en el momento en que se toman las decisiones de política monetaria, solo se dispone de datos preliminares del producto real (datos en tiempo real). Adicionalmente, la estimación de la tendencia del producto (necesaria

para el cálculo de la brecha) depende del filtro aplicado a la serie del producto, la cual, como se mencionó, contiene datos preliminares. Utilizamos varios filtros univariados conocidos en la literatura para la estimación de la tendencia de producto: el de Hodrick-Prescott, el de Baxter-King, el de Christiano-Fitzgerald, la tendencia cuadrática y el método de Clark basado en un modelo de componentes inobservables. Para analizar la confiabilidad y la precisión estadística de estos métodos con datos en tiempo real, seguimos de cerca la propuesta metodológica de Orphanides y van Norden (1999). Se encontró que las revisiones de la brecha del producto en el caso chileno son importantes y persistentes, y que las correlaciones entre la brecha calculada con datos finales y con datos en tiempo real son relativamente bajas. No obstante, el método de Clark genera los mejores resultados. Lo anterior implica que se debe tener cautela al momento de evaluar el ciclo económico con datos en tiempo real y que el uso de filtros populares, como el HP, puede llevar a conclusiones erróneas.

Para evaluar la importancia empírica de las incertidumbres aditiva y multiplicativa, seguimos la metodología propuesta por Zhang y Semmler (2005). En particular, estimamos ecuaciones de comportamiento para la economía chilena con parámetros que varían en el tiempo y *shocks* con varianzas estado dependiente (con dos estados que siguen un proceso de Markov de primer orden). En la estimación, utilizamos una versión ligeramente modificada de la especificación *forward-looking* de Svensson (2000) y Al-Eyd y Karasulu (2008) para las ecuaciones que rigen el comportamiento de una economía pequeña y abierta

* Agradecemos las sugerencias de Klaus Schmidt-Hebbel y Rodrigo Valdés, así como los de asistentes a la conferencia del BCCh donde se presentó una versión previa de este artículo y a los respectivos seminarios realizados en la Universidad de Chile y en la Pontificia Universidad Católica de Chile.

** Decano, Facultad de Economía y Negocios, Universidad de Chile. Email: fmorande@fen.uchile.cl

*** Investigador Asociado, Facultad de Economía y Negocios, Universidad de Chile. mtejada@fen.uchile.cl

al comercio exterior, esto es, la demanda agregada, la curva de Phillips y la condición de paridad descubierta de tasas de interés. Adicionalmente, nos basamos en la propuesta de Kim (1993) para descomponer la incertidumbre total, medida a través de la varianza condicional del error de predicción, en dos componentes: uno asociado a la incertidumbre multiplicativa y otro asociado a la incertidumbre aditiva. Encontramos que, para todas las ecuaciones de comportamiento de la economía, la incertidumbre en los *shocks* (esto es, la incertidumbre aditiva) ha sido la más importante para explicar la incertidumbre total. Más aún, las estimaciones apoyan la hipótesis de varianzas estado-dependientes y que dichos estados podrían considerarse como períodos de alta y baja volatilidad en los *shocks*. Por otro lado, la incertidumbre total de la brecha del producto y de la tasa de inflación ha tendido a reducirse en el tiempo, y el período de mayor estabilidad coincide con el establecimiento del esquema de metas de inflación puro para el manejo de la política monetaria.¹

El artículo está organizado como sigue. La sección II presenta una revisión de la literatura sobre los tipos de incertidumbre que enfrentan los bancos centrales, sus implicancias para el manejo de la política monetaria y las formas en que típicamente se han modelado para su tratamiento empírico. La sección III analiza la relevancia cuantitativa de la incertidumbre en los datos, enfocada en las estimaciones de la brecha del producto. La sección IV examina la importancia de las incertidumbres aditiva y multiplicativa en los modelos de uso común para el análisis del efecto de la política monetaria. Los comentarios finales se presentan en la sección V.

II. POLÍTICA MONETARIA E INCERTIDUMBRE

En años recientes, se ha observado un incremento considerable en el interés de los investigadores académicos por formalizar la manera en que el banco central puede hacer frente a la incertidumbre (Schellekens, 2002, Feldstein, 2003). En particular, algunos artículos han estudiado los distintos tipos de incertidumbre a los que se enfrentan los bancos centrales, lo que ha introducido importantes retos en el modelamiento, y sus implicancias sobre el accionar de la autoridad monetaria. Entre dichos estudios se puede mencionar a Isard, Laxton, y

Eliasson (1999), Martin y Salmon (1999), Svensson (1999), Wieland (2000), Meyer, Swanson, y Wieland (2001), Tetlow y von zur Muehlen (2001), Giannoni (2002), Orphanides y Williams (2002), y Söderström (2002). Otros artículos han propuesto distintas estrategias para lidiar con la incertidumbre, tales como reglas de política monetaria robustas y mecanismos de aprendizaje, por citar solo dos. Algunos ejemplos incluyen Craine (1979), Holly y Hughes Hallett (1989), Basar y Salomon (1990), Bertocchi y Spagat (1993), Balvers y Cosimano (1994), Sargent (1998), Onatski y Stock (2002), y Wieland (2000).

Feldstein (2003) argumenta que los bancos centrales se enfrentan típicamente a cuatro categorías de incertidumbre: el estado actual y futuro de la economía, la forma en que opera la economía, el comportamiento actual y futuro de los individuos, y el impacto de políticas monetarias futuras. Sin embargo, la clasificación más común presente en la literatura define tres tipos de incertidumbre: incertidumbre aditiva, incertidumbre multiplicativa e incertidumbre en los datos.² La incertidumbre aditiva representa el componente del error de predicción asociado a los resultados de una variable exógena en el sistema (el error en un modelo de regresión). Este tipo de incertidumbre captura el desconocimiento que tiene el banco central sobre los *shocks* que enfrentará la economía en el futuro (Zhang y Semmler, 2005; De Grauwe y Senegas, 2006). La incertidumbre multiplicativa (o de parámetros), en tanto, representa el desconocimiento —o conocimiento erróneo— de uno o más parámetros del modelo que explica el comportamiento de la economía (y sus agentes). Hall et al. (1999) sostienen que este último tipo de incertidumbre puede surgir por varias razones, tales como la naturaleza estocástica de los parámetros, errores de medida en los datos utilizados para estimar el modelo, y cambios estructurales.

¹ Este período coincide también con el establecimiento de la regla de superávit estructural para el manejo de la política fiscal y con un contexto internacional que, en general, ha sido bastante estable.

² Otro tipo de incertidumbre considerada en la literatura, pero que no se analiza en este artículo, es la incertidumbre asociada a las distribuciones de probabilidad de los eventos posibles (*Knighian uncertainty*).

La distinción entre incertidumbre aditiva e incertidumbre multiplicativa se basa en el supuesto de que el verdadero modelo de comportamiento de la economía es conocido. La limitación de este supuesto se relaciona con el hecho de que la incertidumbre total, la cual podría también ser el resultado de un error de especificación en el modelo, está subestimada y, por tanto, los resultados de cualquier esfuerzo por cuantificar la incertidumbre usando una especificación particular para las ecuaciones de comportamiento de la economía deben ser tomados con cautela.³ Finalmente, la incertidumbre en los datos se asocia al hecho de que la información con la que cuenta el banco central al momento de tomar decisiones de política puede no ser correcta o puede mostrar una imagen incompleta del estado actual de la economía (Orphanides y van Norden, 1999). Estos tres tipos de incertidumbre, cuando se combinan, tienen una ponderación bastante alta en las decisiones de las autoridades (Rudebush, 2001). Si estos no conocen el estado actual de la economía (sea que la incertidumbre esté asociada a los datos o al comportamiento de la economía), entonces basarán sus decisiones en resultados esperados. Lo anterior podría generar dilemas respecto de la adopción de la política adecuada si el resultado de esta no está del todo claro (por ejemplo, si el banco central debe reaccionar de manera más agresiva o más pasiva).

Phillips (1954) y Theil (1964) fueron los primeros en introducir el concepto de incertidumbre aditiva y sus contribuciones han liderado el desarrollo de la literatura en el área. Phillips (1954), al analizar si las recomendaciones de política de estabilización de los modelos simples basados en multiplicadores son apropiadas y bajo qué condiciones, muestra que, en un sistema económico que se autorregula (con precios y tasa de interés flexibles), la política monetaria podría ser un instrumento adecuado para estabilizar la economía, o al menos mantenerla cerca de sus valores deseados. Además, la política monetaria permitiría tratar todas las perturbaciones excepto las más severas. Theil (1964) amplió el trabajo de Phillips (1954) suponiendo que la autoridad decide su política maximizando una función de utilidad esperada cuadrática. En este contexto, encontró que, en un mundo donde solo existe incertidumbre en los *shocks*, la autoridad podría conducir su política como si tuviera total certidumbre respecto de los posibles

resultados del sistema económico. Lo anterior se conoce como el “principio de equivalencia cierta” y tiene importantes implicancias para la política monetaria.

En el período en el que Phillips y Theil hicieron sus contribuciones había un alto grado de confianza en el modelaje econométrico, toda vez que se podía eliminar cualquier error en la estimación de los modelos estructurales, salvo el asociado a la incertidumbre aditiva. Sin embargo, el principio de equivalencia cierta solo es válido bajo ciertas condiciones, en particular en un mundo lineal-cuadrático. Por tanto, las implicancias de política pueden diferir dependiendo de los supuestos que se adopten respecto del comportamiento del banco central (esto es, su función de pérdida). Walsh (2004) encuentra que las reglas óptimas de política monetaria, derivadas de una función de pérdida cuadrática para el banco central, son robustas a este tipo de incertidumbre y no requieren que la autoridad monetaria cambie su regla ante la presencia de *shocks*. Sin embargo, bajo este tipo de incertidumbre, las funciones de reacción simples a la Taylor podrían generar incrementos importantes en la función de pérdida del banco central si la incertidumbre implicara cambios en su comportamiento. Sack (2000) estima y simula un modelo de vectores autorregresivos (VAR) para la economía de Estados Unidos, bajo diferentes supuestos, y encuentra que si la única fuente de incertidumbre es la aditiva, la Reserva Federal debería comportarse de manera más agresiva respecto de lo que se observa en la práctica. Adicionalmente, argumenta que otros tipos de incertidumbre, como la multiplicativa, pueden llevar a una mayor gradualidad en la política monetaria de la Reserva Federal.

El concepto de incertidumbre multiplicativa (o de parámetros) fue introducido por primera vez por Holt (1962) quien, al analizar reglas de decisión lineales de estabilización y crecimiento, demostró

³ A pesar de que parte de la literatura existente define incertidumbre multiplicativa como la falta de conocimiento tanto de los parámetros como del modelo, la distinción entre ambas es importante desde un punto de vista práctico. Si esta distinción no se realiza, no es posible separar los conceptos de incertidumbre multiplicativa e incertidumbre aditiva, ya que cualquier error de especificación afectará tanto al error de regresión como a la magnitud de los parámetros (sesgo).

que los responsables de política solo pueden aplicar medidas de estabilización cuando consiguen anticipar de forma adecuada las implicancias de la política que adoptan. En caso contrario, pueden contribuir más a la inestabilidad del sistema económico que a su estabilidad. Si la reacción de la economía es desconocida —esto es, si los parámetros del modelo son inciertos—, entonces el desempeño de la política monetaria podría verse seriamente afectado. El principio de equivalencia cierta no se cumple en este contexto y, por tanto, el banco central debe tomar en cuenta este tipo de incertidumbre al momento de tomar sus decisiones.

Brainard (1967), usando una función de utilidad cuadrática, similar a la de Theil (1964), para estudiar el efecto de la incertidumbre en *shocks* y parámetros, encontró que el principio de equivalencia cierta es válido solo si la fuente de incertidumbre está asociada a *shocks*, en tanto que cuando se desconoce la reacción de la economía a las acciones de política (esto es, los parámetros de retroalimentación del modelo son inciertos), el comportamiento del banco central se ve seriamente afectado y podría ser óptimo para este responder de manera cautelosa a los cambios en el sistema económico. Este resultado tiene importantes implicancias prácticas en el manejo de la política monetaria, ya que indica que puede ser óptimo para el banco central no buscar eliminar por completo la brecha entre la variable objetivo observada y su valor meta en un período particular. Este hecho puede ser interpretado como la justificación de una política monetaria gradual. Aunque el resultado de Brainard (1967) es bastante intuitivo y ha sido ampliamente discutido en la literatura (ver Blinder, 1998), este no puede generalizarse. En efecto, si bien artículos tales como el de Martin y Salmon (1999) y Sack (2000) proveen evidencia sobre la validez empírica del resultado de Brainard (1967), otros estudios muestran que los resultados dependen de manera crucial de la especificación del modelo.⁴ Por ejemplo, Söderström (2002) muestra que, cuando los coeficientes de las variables rezagadas del modelo están sujetos a incertidumbre, la política óptima del banco central sería una reacción más agresiva.⁵

El estudio de la incertidumbre en los datos es relativamente nuevo en la literatura sobre política monetaria. El interés de académicos y autoridades

por invertir recursos en investigar las propiedades de los datos en tiempo real y sus implicancias para las decisiones de política es muy reciente (Bernhardsen et al., 2005). Croushore y Stark (2001) fueron los primeros en construir una base de datos que proveyera datos macroeconómicos recolectados en cada momento del tiempo en el pasado, con el objetivo de mostrar las implicancias de hacer predicciones usando datos revisados y datos en tiempo real. En dicha base de datos, los datos de una fecha particular se definen como la cosecha de esa fecha y la colección de dichas cosechas, como datos en tiempo real. Esta metodología ha sido usada en varias aplicaciones empíricas, las mismas que están enfocadas principalmente en países desarrollados. Ejemplos de estudios que investigan las implicancias de los datos en tiempo real para la política monetaria se pueden encontrar en Orphanides y van Norden (1999) y Orphanides (2001).⁶ Esta literatura enfatiza que el momento en que se obtienen los datos, su disponibilidad y su confiabilidad para la evaluación empírica de las reglas de política es crucial para el desempeño de la política monetaria, ya que condiciona las decisiones de los hacedores de política (Ghysels, Swanson y Callan, 2002). A este respecto, Rudebush (2001) y Bernhardsen et al. (2005) argumentan que la nueva información que obtienen los bancos centrales entre una y otra reunión de política no justifica cambios drásticos en su instrumento, lo que puede llevar a respuestas demasiado lentas frente a episodios económicos particulares.

Una variable que resume el estado actual de la economía y, por tanto, es fundamental para las decisiones de política monetaria es la brecha del producto. Si las medidas de producto potencial no son confiables, las decisiones de política pueden estar reflejando no las condiciones económicas verdaderas, sino más bien errores de medición.

⁴ Martin y Salmon (1999) y Sack (2000), usando un modelo VAR, el primero para Inglaterra y el último para Estados Unidos, muestran que la incertidumbre multiplicativa podría explicar la preferencia del banco central por un comportamiento más gradual.

⁵ Otros ejemplos de que la incertidumbre multiplicativa no necesariamente lleva al banco central a comportarse de manera más cautelosa pueden encontrarse en Giannoni (2002) y González y Rodríguez (2004).

⁶ Para una excelente revisión de la literatura sobre el tema para Estados Unidos, ver Kozicki (2004).

Orphanides y van Norden (1999) argumentan que la brecha del producto tiene asociados importantes componentes de incertidumbre, ya que los bancos centrales sufren al menos tres tipos de problemas al momento de evaluar el ciclo económico con datos en tiempo real. Primero, los datos del producto son sometidos a revisión continua. Segundo, los métodos para estimar el producto potencial por lo general dan resultados muy diferentes. Cuando se usa la tendencia del producto como variable *proxy*, los diferentes filtros para construirla también llevan a una variedad de resultados y este problema se complica con las estimaciones al final de la muestra que son, justamente, las relevantes para las decisiones de política.⁷ Tercero, una evaluación futura de los datos del producto puede indicar que la economía ha experimentado un cambio estructural y dicho cambio puede no haber sido revelado por los datos en tiempo real.

Para ilustrar estos conceptos, consideremos el siguiente modelo económico basado en Zhang y Semmler (2005), el cual es estándar en la literatura de reglas óptimas de política monetaria:

$$\min_{\{\mathbf{u}_t\}_0^\infty} E_0 \sum_{t=0}^{\infty} \rho^t L(\mathbf{x}_t, \mathbf{u}_t), \quad (1)$$

sujeito a:

$$\mathbf{x}_{t+1} = f(\mathbf{x}_t, \mathbf{u}_t, \boldsymbol{\varepsilon}_t), \quad (2)$$

donde ρ es un factor de descuento que pertenece al intervalo $[0, 1]$, $L(\mathbf{x}_t, \mathbf{u}_t)$ es una función de pérdida para el agente económico (en nuestro caso, el banco central), \mathbf{x}_t es el vector de variables de estado, \mathbf{u}_t es el vector de variables de control (instrumentos de política), $\boldsymbol{\varepsilon}_t$ es el vector de *shocks* y E_0 es el operador de esperanza matemática basado en los valores iniciales de las variables de estado. Este tipo de modelo representa el marco básico de análisis y control de la política monetaria utilizado por Clarida Galí y Gertler (1999), Svensson (1997, 1999) y Beck y Wieland (2002), donde las restricciones en la ecuación (2) son la curva de Phillips, la curva IS, y la ecuación de paridad de tasas de interés (Svensson, 2000).

Dadas las ecuaciones de estado en (2), el problema del banco central consiste en obtener una trayectoria para su instrumento (la variable de control \mathbf{u}_t) que

satisfaga (1). La pregunta que surge, sin embargo, es si se pueden especificar correctamente las ecuaciones de estado con estimaciones de series de tiempo. La discusión anterior permite anticipar que la respuesta a esta pregunta es negativa, ya que dichas ecuaciones pueden estar sujetas a un alto grado de incertidumbre causada por los *shocks* ($\boldsymbol{\varepsilon}_t$), por la incertidumbre en los parámetros y por la incertidumbre en los datos usados para su estimación. Esto reviste particular importancia ya que, a partir de la solución del problema anterior, se derivan reglas óptimas de política monetaria⁸ y, por tanto, dichas reglas dependerán de los parámetros de las ecuaciones de estado. Así, si los parámetros del modelo son inciertos, la regla de política monetaria óptima podría no ser confiable.

La breve revisión de la literatura presentada en esta sección muestra que los distintos tipos de incertidumbre existentes (aditiva, multiplicativa y en los datos) tienen implicancias diferentes e importantes para la conducción de la política monetaria. Cuando la economía está sujeta a incertidumbre aditiva, o incertidumbre en los *shocks* que enfrenta, el banco central podría comportarse como si tuviera certeza total respecto de los resultados de su política, hecho que se conoce como el principio de equivalencia cierta. Este resultado, sin embargo, depende de los supuestos que se adopten respecto de las preferencias del banco central y de la estructura de la economía, ya que este principio es válido solo en un mundo lineal-cuadrático, y depende de si la autoridad monetaria se comporta o no de manera óptima. En lo que se refiere a la incertidumbre multiplicativa o incertidumbre en los parámetros, el hecho de que el banco central no sepa cómo reacciona la economía a sus políticas podría, en principio, justificar la preferencia por una política monetaria gradual. No obstante, no existe consenso sobre este resultado y la literatura muestra que supuestos diferentes en un modelo particular pueden llevar a implicancias distintas, incluyendo una posible preferencia por respuestas de política más agresivas. Por último, la incertidumbre en los datos surge cuando los datos no son conocidos en el

⁷ Kuttner (1994) y Saint-Amant y van Norden (1998), usando datos finales sobre el producto, encontraron diferencias sustanciales en las estimaciones de la tendencia bajo diferentes métodos.

⁸ Ver, por ejemplo, Svensson (1999).

momento en que se toman las decisiones de política, o cuando contienen errores de medida (resultantes de revisiones previas), o cuando son inobservables. Si bien las decisiones de política están fuertemente condicionadas a la disponibilidad de información, no se justifica un cambio brusco de tales decisiones cuando llega nueva información, ya que la misma puede dar una noción errónea del estado actual de la economía. La literatura ha propuesto reglas de política monetaria que son inmunes a este tipo de incertidumbre; por ejemplo, aquellas que usan la tasa de crecimiento del producto o la tasa de desempleo en lugar de la brecha del producto.

III. INCERTIDUMBRE EN LOS DATOS: LA BRECHA DEL PRODUCTO

Para analizar la relevancia cuantitativa de la incertidumbre en los datos para el caso de Chile, nos enfocamos en la brecha del producto —definida como la diferencia entre el PIB y su tendencia— para el período 2000 - 2006. Dicho período fue elegido por dos razones: primero, por la disponibilidad de información histórica en las publicaciones de la serie del producto en cada momento del tiempo; y segundo, porque cubre el período en el cual el Banco Central de Chile ha aplicado el esquema de metas de inflación puro para el manejo de su política monetaria. Usamos datos en tiempo real (esto es, los datos con los que cuenta el Banco Central al momento de tomar decisiones de política) y varios métodos conocidos en la literatura para la estimación de la tendencia de producto. Para cada método analizamos tanto el comportamiento de la brecha del producto al final de la muestra, la cual es relevante para las decisiones de política, como las revisiones a dichas estimaciones a lo largo del tiempo. En particular, presentamos las propiedades estadísticas de las revisiones y verificamos la confiabilidad de las estimaciones para cada método.

Dividimos esta sección en dos subsecciones. La primera describe los aspectos metodológicos relacionados con la construcción de la serie brecha del producto en tiempo real y los métodos de extracción de tendencia utilizados. La segunda presenta los resultados de las estimaciones y sus implicancias.

1. Aspectos Metodológicos

Las decisiones de política monetaria típicamente se basan en datos en tiempo real, los mismos que son, en esencia, de carácter preliminar (Bernhardsen et al., 2005). Lo anterior también es cierto, aunque en menor medida, para datos históricos más antiguos. La naturaleza preliminar de los datos hace que estos estén en constante revisión. Como sugiere el Banco Central de Chile,⁹ las revisiones a los datos están motivadas por factores tales como la incorporación de nueva información básica (resultante de nuevas fuentes de información o del mejoramiento de las existentes); el recálculo de las estimaciones (esto es, revisiones atribuidas a nuevas estimaciones);¹⁰ mejoras metodológicas (relacionadas con cambios en métodos estadísticos, conceptos, definiciones y/o clasificaciones); y corrección de errores (tanto en las fuentes básicas como en su cálculo). Un variable que resume el estado actual de la economía y, por tanto, es fundamental para las decisiones de política monetaria es la brecha del producto. En el momento en que se toma una decisión de política, se estima esta variable en base a información preliminar del producto y, por tanto, se hace necesaria una evaluación del grado de confiabilidad de dichas estimaciones.¹¹ Para esta evaluación, utilizamos datos en tiempo real con el objetivo de replicar la información disponible para la autoridad monetaria en cada momento del tiempo. En este sentido, simulamos el ambiente en tiempo real del proceso de decisión de la política monetaria (Ghlysel, Swanson, y Callan, 2002).

Para analizar la confiabilidad y la precisión estadística de las medidas de brecha del producto de uso común en la literatura, seguimos la propuesta metodológica de Orphanides y van Norden (1999). Esta metodología consiste en medir, en cada momento del tiempo, el grado en que varían las

⁹ Informe de Política Monetaria, septiembre 2004.

¹⁰ El recálculo de las estimaciones se refiere a la actualización de los factores estacionales o del período usado como base en las estimaciones a precios constantes.

¹¹ Si las medidas de brecha del producto no son confiables podría ser ventajoso para el banco central, en algunas situaciones, basar sus decisiones de política monetaria en información sobre el crecimiento del producto (Orphanides et al., 2000; Bernhardsen et al., 2005).

estimaciones de la brecha del producto cuando se revisan los datos, esto usando distintas metodologías de estimación de dicha brecha. Lo anterior permite capturar los efectos de las revisiones en los datos y los errores de especificación en los modelos estadísticos usados para calcular la tendencia del producto. La ventaja que tiene este enfoque metodológico es que no requiere de supuestos a priori sobre la estructura verdadera de la economía o sobre el proceso que generó la serie de tiempo para el producto observado. Esta propuesta tiene sus limitaciones: el análisis de la revisión de los datos se basa en la comparación en cada momento del tiempo del producto observado al final de la muestra con el “producto final”, el cual podría tener aún errores de medición.

Orphanides y van Norden (1999) basan su enfoque en dos definiciones clave: la estimación final y la estimación en tiempo real de la brecha del producto. La estimación final es simplemente la diferencia entre la última serie disponible de datos del producto y su tendencia (obtenida mediante algún método de extracción de tendencia). La estimación en tiempo real, en tanto, es una serie de tiempo formada por la última observación de la brecha del producto construida mediante la diferencia entre la serie observada del producto en cada momento del tiempo (cada cosecha) y su tendencia. La estimación en tiempo real para cada período t contiene todas las revisiones disponibles hasta ese período y representa la estimación que el banco central podría haber calculado al momento de tomar la decisión de política. Formalmente, suponiendo que contamos con las series observadas del producto publicadas en cada momento del tiempo durante N períodos, tendríamos una matriz $(\mathbf{y}^1, \mathbf{y}^2, \dots, \mathbf{y}^N)$, donde cada \mathbf{y}^i (con $i=1, \dots, N$) es un vector columna que contiene la serie de tiempo del producto, y cada columna es una observación (fila) más corta que la siguiente.¹² Si $f^{dt}(\cdot)$ es una función que extrae la tendencia de la serie de tiempo y , la estimación final de la brecha del producto estaría dada por:

$$\text{brecha}^{\text{final}} = \ln(\mathbf{y}^N) - \ln[f^{dt}(\mathbf{y}^N)]. \quad (3)$$

Si definimos la función $l(\cdot)$ como una función que extrae la última observación real del vector columna

\mathbf{y}^i , se tiene la estimación en tiempo real de la brecha del producto:

$$\begin{aligned} \text{brecha}^{\text{tiempo-real}} = & \ln[l(\mathbf{y}^1), l(\mathbf{y}^2), \dots, l(\mathbf{y}^N)] \quad (4) \\ & - \ln \{ l[f^{dt}(\mathbf{y}^1)], l[f^{dt}(\mathbf{y}^2)], \dots, \\ & l[f^{dt}(\mathbf{y}^N)] \}. \end{aligned}$$

La diferencia entre las brechas final y en tiempo real del producto representa la revisión total de las estimaciones en cada momento del tiempo. Las propiedades estadísticas de esta serie de revisiones serán una guía para evaluar la confiabilidad y precisión de las estimaciones de la brecha del producto. Para las estimaciones definidas en las ecuaciones (3) y (4), se requiere definir la función $f^{dt}(\cdot)$ (el método de extracción de tendencia), debido a que en la práctica no se conoce el verdadero producto potencial de la economía ni su proceso generador de datos. Dicha elección es importante, ya que, por lo general, estos métodos generan resultados muy diferentes. En el caso particular de Chile, Gallego y Johnson (2001) encuentran que el conjunto de métodos que utilizan para estimar el componente tendencial del producto entrega una amplia gama de estimaciones. Por tanto, el método definido constituye una fuente adicional de incertidumbre, aparte de la revisión de los datos.

Un método de extracción de tendencia descompone el producto real y_t (medido en logaritmos) en dos componentes: la tendencia y_t^T y el ciclo y_t^C , de tal manera que $y_t = y_t^T + y_t^C$. Consideramos cinco métodos univariados alternativos que han sido usados con frecuencia en la literatura: el filtro de Hodrick-Prescott; el filtro de Baxter-King; el filtro de Christiano-Fitzgerald; la tendencia cuadrática y el método de Clark basado en un modelo de componentes inobservables.¹³ El cuadro 1 resume dichos métodos y los modelos utilizados para su cálculo. Centramos nuestra atención únicamente en técnicas univariadas de extracción de tendencia, debido a que el uso de técnicas multivariadas requeriría de

¹² En la matriz $(\mathbf{y}^1, \mathbf{y}^2, \dots, \mathbf{y}^N)$ se consideran las observaciones faltantes como números imaginarios.

¹³ Ver Orphanides y van Norden (1999) para una extensa revisión de los métodos de extracción de tendencia y sus principales ventajas y desventajas. Adicionalmente, ver Gallego y Johnson (2001) para una interesante recopilación del uso de estos métodos en distintos bancos centrales del mundo.

la compilación de información de datos no revisados (en tiempo real) para cada posible regresor del modelo. Por tanto, las conclusiones que se derivan del análisis corresponden solo a la evaluación de los filtros univariados usados aquí y no pueden ser aplicadas a otros métodos alternativos, como los que utilizan el Banco Central de Chile y algunos autores para nuestro país (ver Gredig, 2007; Fuentes, Gredig, y Larraín, 2007).¹⁴

El filtro de Hodrick-Prescott (HP) es quizá uno de los métodos más populares para la extracción de tendencias y se basa en la elección de la tendencia que minimiza la varianza del componente cíclico de la serie, sujeto a una penalización por variaciones en la segunda diferencia del componente de crecimiento del ciclo (Hodrick y Prescott, 1997). Por su parte, tanto el filtro de Baxter-King como el de Christiano-Fitzgerald se basan en la suavización de la serie por medio de promedios móviles ponderados. La diferencia fundamental entre ambos, para el caso aquí considerado de filtros simétricos, radica en la elección de la función objetivo que define los ponderadores (Baxter y King, 1999; Christiano y Fitzgerald, 2003). Adicionalmente, el filtro de Christiano-Fitzgerald, cuando se considera la presencia de raíces unitarias, impone la restricción de suma cero para los ponderadores del filtro. El método de tendencia cuadrática, en tanto, es un método de componentes determinísticos que supone que la serie de tendencia muestra un comportamiento generado por un polinomio de segundo orden y, en este sentido, es un método flexible al momento de detectar cambios lentos en la tendencia.¹⁵ Por último, el modelo de componentes inobservables permite especificar los procesos generadores de datos para la serie de tiempo del producto y usar los mismos para identificar los componentes de tendencia y ciclo. Clark (1987) propone un modelo que supone que el componente de tendencia sigue un proceso de caminata aleatoria con cambios de nivel (drift) y el componente ciclo sigue un proceso autorregresivo de orden 2. La principal ventaja de este tipo de filtro es que permite especificar una dinámica de corto plazo más rica para el modelo.

CUADRO 1

Métodos Alternativos de Cálculo de la Tendencia del Producto

Método	Modelo
Hodrick-Prescott ($\lambda = 1,600$)	$y_t^T = \arg \min \sum_{t=1}^T \left[(y_t - y_t^T)^2 + \lambda (\Delta^2 y_{t+1}^T) \right]$
Baxter-King (6, 32) ^a	$y_t^T = \sum_{c=1}^{q+1} \omega^{BK}(1, c) y_{t+1-c} + \sum_{c=2}^{q+1} \omega^{BK}(1, c) y_{t+c-1}$ $t = q + 1, \dots, n - q$
Christiano-Fitzgerald (6, 32, 1, 0, 0) ^b	$y_t^T = \sum_{c=1}^{q+1} \omega^{CF}(1, c) y_{t+1-c} + \sum_{c=2}^{q+1} \omega^{CF}(1, c) y_{t+c-1}$ $t = q + 1, \dots, n - q$
Tendencia cuadrática	$y_t = \alpha + \beta t + \gamma t^2 + y_t^C$
Clark (Componentes inobservables)	$y_t = y_t^T + y_t^C$ $y_t^T = g_{t-1} + y_{t-1}^T + \nu_t$ $g_t = g_{t-1} + \omega_t$ $y_t^C = \delta_1 y_{t-1}^C + \delta_2 y_{t-2}^C + e_t$

Fuente: Cálculos propios.

a. Los números 6 y 32 representan el mínimo y máximo de períodos de oscilación deseados para datos trimestrales.

b. Los números 6 y 32 tienen la misma interpretación que en el filtro Baxter-King. Los números 1, 0, 0 representan existencia de raíz unitaria, sin cambios de nivel (drift) y filtro simétrico, respectivamente.

2. Resultados

Las series de producto observadas en cada momento del tiempo fueron construidas a partir de datos recopilados de los boletines mensuales del Banco Central de Chile. Se construyó una serie del producto para cada nueva cifra estadística en que se publicaba un nuevo registro del producto que incluyó las correcciones de los datos hacia atrás.¹⁶ Para la evaluación

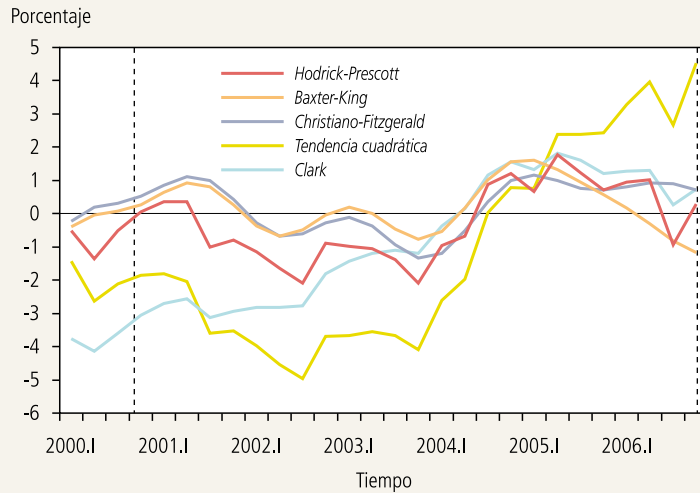
¹⁴ El enfoque que actualmente utiliza el Banco Central de Chile para estimar la brecha del producto se basa en la función de producción.

¹⁵ Su simplicidad lo ha hecho bastante popular en aplicaciones empíricas sobre política monetaria (ver por ejemplo Clarida, Gali, y Gertler, 1998); no obstante, su uso ha generado bastante controversia debido al argumento de que un mejor modelamiento del producto requiere de componentes estocásticos en el modelo.

¹⁶ En algunos casos, las revisiones eran observadas uno o dos trimestres hacia atrás y en otros, como los períodos de cambios de base, las revisiones se dieron sobre la serie completa. El Banco Central revisó las cuentas nacionales y cambió el año base en dos ocasiones durante el período muestral: La primera en el cuarto trimestre del 2001, cuando lo cambió de 1986 a 1996, y la segunda en el último trimestre del 2006, cuando estableció el año base 2003. La línea punteada vertical en los gráficos 1 a 3 muestra estos cambios.

GRÁFICO 1

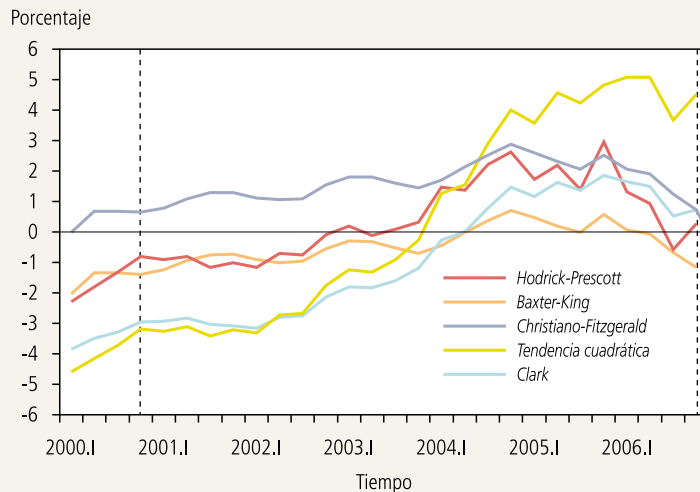
Estimación de la Brecha de Producto de Chile con Datos Finales (porcentaje)



Fuente: Cálculos propios.

GRÁFICO 2

Estimación de la Brecha de Producto de Chile con Datos en Tiempo Real (porcentaje)



Fuente: Cálculos propios.

cuantitativa de la incertidumbre en las estimaciones de la brecha del producto consideramos el período comprendido entre el primer trimestre del 2000 y el último trimestre del 2006, en cambio las estimaciones de la brecha del producto se basaron en información desde 1986.¹⁷ En este sentido, la primera serie de

tiempo con la que contamos abarca desde el primer trimestre de 1986 hasta el primer trimestre del 2000. La serie siguiente contiene un trimestre adicional a la anterior y esto ocurre sucesivamente hasta la última serie, la cual comprende el período completo, es decir, desde el primer trimestre de 1986 hasta el último trimestre del 2006. Todas las series del producto fueron desestacionalizadas mediante el procedimiento X-12 ARIMA utilizado por el Banco Central de Chile. Por tanto, las series reflejan, además de las revisiones, la reestimación de los factores estacionales. Finalmente, la serie publicada el último trimestre del 2006 es la que consideramos como la serie final del producto, reconociendo que esta serie contiene datos que serán revisados en el futuro.

La recopilación de información arriba descrita produjo un total de veintiocho series del producto en cada momento del tiempo, a las cuales se aplicaron los cinco métodos de extracción de tendencia para el cálculo de la brecha del producto. Siguiendo la metodología de Orphanides y van Norden (1999), la serie brecha del producto para la última de estas series constituye nuestra estimación final, y la serie construida con la última observación de cada una de las brechas del producto calculadas con las veintiocho series es nuestra estimación en tiempo real. Los gráficos 1 y 2 muestran dichas estimaciones usando datos finales y en tiempo real.

Como se muestra en los gráficos, la mayoría de las estimaciones generadas por los distintos métodos de extracción de tendencia muestran

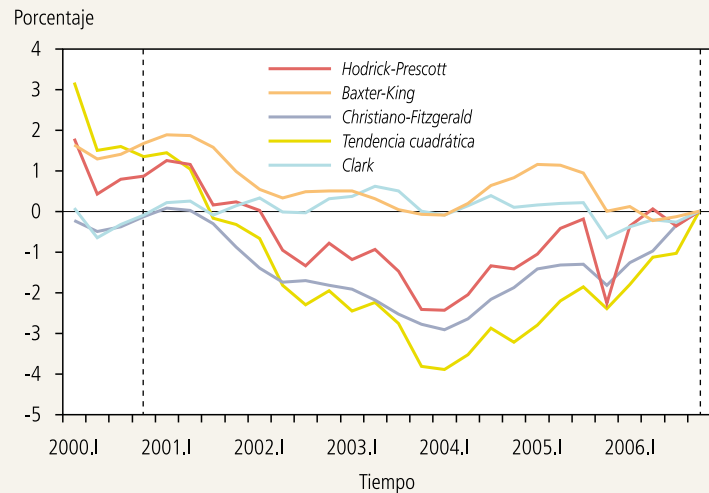
¹⁷ Para que un filtro estadístico dé resultados razonables, se requiere de al menos un ciclo completo en la serie, lo cual hace necesarias series de tiempo largas.

patrones similares de comportamiento. Lo anterior es válido tanto para las estimaciones con datos finales como para aquellas obtenidas con datos en tiempo real. La única excepción es la brecha del producto calculada sobre la base de una tendencia cuadrática. A pesar de los comovimientos observados en las distintas series, la magnitud de los cambios varía considerablemente de un método a otro. Los distintos métodos muestran un rango amplio de estimaciones para la brecha del producto. La diferencia promedio entre la estimación más baja y la más alta es 6% para los datos finales y 12% para los datos en tiempo real. Los ordenes de magnitud de estas diferencias son considerables ya que son muy superiores a la diferencia entre el punto más alto y el más bajo del ciclo dentro el período considerado (alrededor de 5% para ambos tipos de datos y para la mayoría de los filtros). La dispersión promedio existente entre los métodos también es importante y alcanza a 2.3% para datos finales y 4.3% para datos en tiempo real. Además, las estimaciones con datos finales tienden a juntarse entre el cuarto trimestre del 2004 y el tercer trimestre del 2005 y se mantienen relativamente cerca hacia el final del período de análisis, con excepción de la brecha calculada con la tendencia cuadrática. Este último patrón no se observa con las estimaciones en tiempo real. Para aportar una idea cualitativa de la importancia de las revisiones en los datos, el gráfico 3 muestra la diferencia entre las estimaciones con datos finales y las obtenidas con datos en tiempo real para los cinco métodos de extracción de tendencia. Dicha diferencia representa la revisión total en la brecha del producto.

El gráfico revela que la magnitud de las revisiones también es importante y que hay diferencias sustanciales entre los distintos filtros utilizados, siendo la dispersión promedio de las revisiones entre las distintas medidas de 2.8%. Los casos más extremos se observan a principios del 2004, donde las revisiones para los métodos HP, CF y tendencia cuadrática fueron las más importantes de toda la muestra. Lo anterior se debe a que estos filtros no capturaron adecuadamente

GRÁFICO 3

Correcciones Totales a la Brecha del Producto de Chile (porcentaje)



Fuente: Cálculos propios.

el cambio de signo en la brecha del producto en ese período (ver gráficos 1 y 2), lo cual sugiere que las estimaciones en tiempo real fueron poco precisas. Nótese también que lo anterior no se cumple para los métodos BK y Clark y de hecho en ese mismo período las revisiones fueron casi nulas. Por el contrario, las revisiones más importantes para estos últimos dos filtros se observaron al principio de la muestra. Para una mejor comprensión de las diferencias entre las estimaciones con datos finales y en tiempo real, en los cuadros 2 y 3 presentamos algunas estadísticas descriptivas de las estimaciones de la brecha del producto y de las revisiones, respectivamente, para los cinco filtros considerados. Asimismo, el gráfico 4 muestra el comportamiento temporal de todas estas estimaciones.

Comparando los resultados presentados en los cuadros 2 y 3 se observa que, en promedio, las revisiones totales son de la misma o mayor magnitud que las mismas brechas del producto estimadas para todos los filtros utilizados.¹⁸ Algo similar ocurre con la brecha promedio en valor absoluto. Esto confirma

¹⁸ Este resultado es cualitativamente similar al encontrado por Orphanides y van Norden (1999) para la economía norteamericana.

CUADRO 2

Medidas de Brecha del Producto Calculadas con Datos Finales y en Tiempo Real
(estadísticas descriptivas)

Filtro y tipo de datos	Promedio	Valor absoluto	Desviación estándar	Mínimo	Máximo	Correlación
Hodrick-Prescott						
Finales	-0.003	0.010	0.011	-0.021	0.018	1.000
Tiempo real	0.002	0.012	0.014	-0.023	0.030	0.611
Baxter-King						
Finales	0.002	0.006	0.007	-0.012	0.016	1.000
Tiempo real	-0.005	0.007	0.007	-0.020	0.007	0.561
Christiano-Fitzgerald						
Finales	0.002	0.007	0.008	-0.013	0.012	1.000
Tiempo real	0.015	0.015	0.007	0.000	0.029	0.203
Tendencia cuadrática						
Finales	-0.012	0.028	0.029	-0.050	0.045	1.000
Tiempo real	0.001	0.031	0.035	-0.046	0.051	0.841
Clark						
Finales	-0.010	0.019	0.020	-0.041	0.018	1.000
Tiempo real	-0.011	0.020	0.020	-0.039	0.019	0.988

Fuente: Cálculos propios.

CUADRO 3

Revisiones Totales en la Brecha del Producto
(estadísticas descriptivas)

Filtro	Promedio	Valor absoluto	Desviación estándar	Mínimo	Máximo	AR(1)
Hodrick-Prescott	-0.005	0.010	0.011	-0.024	0.018	0.700
Baxter-King	0.007	0.007	0.007	-0.002	0.019	0.875
Christiano-Fitzgerald	-0.013	0.013	0.009	-0.029	0.001	0.939
Tendencia cuadrática	-0.013	0.020	0.019	-0.039	0.032	0.842
Clark	0.000	0.002	0.003	-0.006	0.006	0.473

Fuente: Cálculos propios.

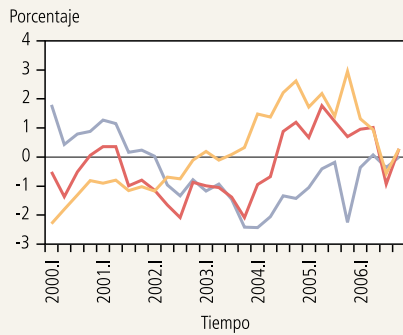
lo ya discutido antes, dado que las revisiones son de magnitud significativa, sea que la economía se encuentre en recesión o en expansión. Respecto de los puntos mínimos y máximos del ciclo, solo en el caso del método de Clark las estimaciones con datos finales y en tiempo real tienden a mostrar los valores más bajos en el mismo período (ver gráfico 4, panel E), en tanto que el valor máximo de la brecha estimada con datos finales y en tiempo real coincide

en el mismo período para los filtros BK, tendencia cuadrática y Clark (ver paneles B, D y E del gráfico 4). Lo anterior sugiere que la mayoría de los métodos no consiguen identificar la magnitud de los períodos recesivos. La última columna del cuadro 2 muestra los coeficientes de correlación entre las estimaciones con datos finales y con datos en tiempo real para cada filtro. Las correlaciones más altas se observan para los métodos de Clark y tendencia cuadrática (sobre

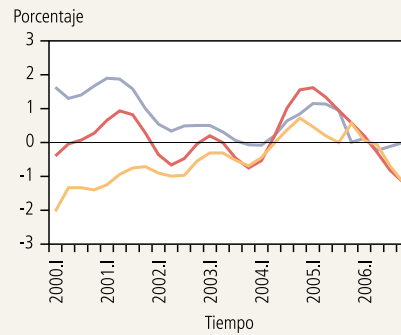
GRÁFICO 4

Estimaciones y Correcciones de la Brecha del Producto con Datos Finales y en Tiempo Real (filtros alternativos, porcentaje)

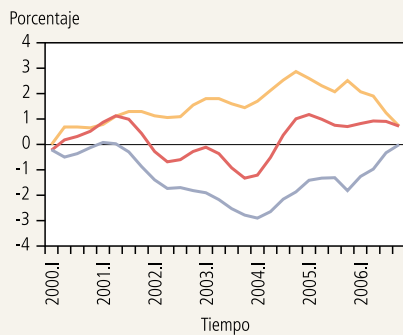
A. Hodrick- Prescott



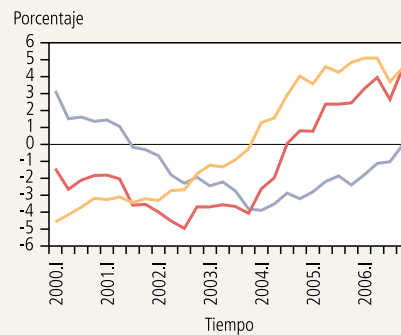
B. Baxter-King



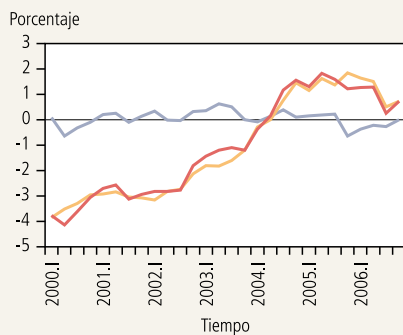
C. Christiano-Fitzgerald



D. Tendencia cuadrática



E. Clark



— Estimadores finales
 — Estimadores en tiempo real
 — Revisión total

Fuente: Cálculos propios.

CUADRO 4

**Medidas de Confiabilidad de las Estimaciones en Tiempo Real
para Filtros Alternativos^a**
(estadísticas descriptivas)

Filtro	Correlación	N/S	OPSIGN	XSIZE
Hodrick-Prescott	0.611	1.055	0.286	0.500
Baxter-King	0.560	0.902	0.321	0.536
Christiano-Fitzgerald	0.203	1.229	0.393	0.750
Tendencia cuadrática	0.841	0.650	0.071	0.214
Clark	0.988	0.156	0.000	0.036

Fuente: Cálculos propios.

a. La primera columna presenta la correlación entre las series finales y en tiempo real para cada filtro. El indicador N/S es el ratio entre la desviación estándar de la revisión y la desviación estándar de la estimación final de la brecha del producto y es una aproximación al ratio ruido-a-síñal. El indicador OPSING muestra la frecuencia en que las estimaciones de la brecha del producto en tiempo real tienen signo distinto al de las estimaciones con datos finales. El indicador XSIZE muestra la frecuencia en que la revisión en valor absoluto excede al valor absoluto de la brecha del producto estimada con datos finales.

0.8), en tanto que los filtros CF y BK producen las correlaciones más bajas. Otro elemento importante de considerar es el grado de persistencia que pueden mostrar las revisiones, ya que, en la medida en que estas persistan en el tiempo, las discrepancias entre las estimaciones finales y en tiempo real tenderán a mantenerse o demorarán mucho tiempo en desaparecer. En la última columna del cuadro 3 se reportan los coeficientes de autocorrelación de primer orden estimados para las revisiones totales, los cuales indican que estas son bastante persistentes, con excepción del método de Clark.

La pregunta que queda por responder es si las distintas medidas de brecha del producto construidas con datos en tiempo real son confiables.¹⁹ Dado que los diferentes métodos tienen una variación importante en el tamaño del componente cíclico que producen, conviene más buscar comparar la confiabilidad de las estimaciones en tiempo real mediante indicadores que sean independientes de la escala. El cuadro 4 presenta las medidas de confiabilidad usadas por Orphanides y van Norden (1999). En la primera columna, se presenta la correlación entre las series finales y en tiempo real para cada método. Los otros tres indicadores que aparecen en el cuadro 4 miden de manera diferente la importancia relativa de las revisiones (el valor ideal para estos indicadores es cero). El primer indicador, denominado N/S, es el ratio entre la desviación estándar de la revisión y la desviación

estándar de la estimación final de la brecha del producto, y busca tener una medida aproximada del ratio entre el ruido y la señal. El indicador OPSING indica la frecuencia con que la estimación de la brecha del producto con datos en tiempo real muestra un signo diferente al estimado con datos finales. Finalmente, el indicador XSIZE muestra la frecuencia con que el valor absoluto de la revisión excede al valor absoluto de la brecha del producto construida con datos finales. El método de Clark y el de tendencia cuadrática son los filtros que tienen los menores niveles de ruido y las menores frecuencias donde las observaciones presentan error de signo y revisiones significativas en magnitud. El filtro CF es el que tiene el peor desempeño según estas medidas de confiabilidad.

En suma, los resultados anteriores muestran que, en general, las revisiones de la brecha del producto parecen ser importantes y persistentes para el período considerado, y que las correlaciones entre la brecha calculada con datos finales y con datos en tiempo real son relativamente bajas. No obstante, el método de Clark muestra las mejores

¹⁹ Definimos confiabilidad en el sentido de cuantificar la diferencia entre las estimaciones con datos finales y aquellas generadas con datos en tiempo real. Por tanto, las estimaciones no dicen nada sobre la confianza que da cada uno de los métodos como herramientas para la estimación de la verdadera brecha del producto (Bernhardsen et al., 2005).

estadísticas. El análisis también revela que el método de Clark es el más confiable con datos en tiempo real.²⁰ Comparando nuestros resultados con los obtenidos por Orphanides y van Norden (1999) para la economía norteamericana, encontramos que las distintas medidas de confiabilidad en general producen valores similares. Estos resultados implican que se debe tener cautela al evaluar el nivel de la brecha del producto construida con datos en tiempo real. Nuestros resultados deben ser considerados como un límite inferior a los errores de medida que podrían contener las estimaciones de la brecha del producto, esto debido a que las comparaciones se realizan respecto de una medida de brecha final que puede contener datos aún no revisados.

IV. INCERTIDUMBRE ADITIVA E INCERTIDUMBRE MULTIPLICATIVA

Para analizar la relevancia empírica de las incertidumbres aditiva y multiplicativa usamos datos para el período 1990–2006, pero ponemos especial énfasis en el subperíodo 1999–2006, que es en el cual rige el esquema de metas de inflación puro. Adoptamos una versión ligeramente modificada de la especificación *forward-looking* de Svensson (2000) y Al-Eyd y Karasulu (2008) para estimar las ecuaciones que rigen el comportamiento de una economía pequeña y abierta, como la chilena (esto es, la demanda agregada, la curva de Phillips y la condición de paridad descubierta de tasas de interés). Al igual que Zhang y Semmler (2005), no incluimos una regla de política monetaria en esta especificación, debido a que el objetivo del artículo es analizar las fuentes primarias de incertidumbre que enfrenta el Banco Central, las mismas que están relacionadas con la estructura y el comportamiento de la economía.²¹ Para capturar las fuentes de incertidumbre, estimamos el modelo con parámetros que varían en el tiempo y suponiendo que los *shocks* tienen varianzas estado-dependiente (dos estados que siguen un proceso de Markov de primer orden). Esta estrategia nos permite descomponer la varianza condicional del error de predicción en dos componentes: el asociado a incertidumbre en los parámetros (incertidumbre multiplicativa) y el asociado a la incertidumbre en los *shocks* del modelo (incertidumbre aditiva).

1. Aspectos Metodológicos

La literatura empírica sobre las incertidumbres aditiva y multiplicativa por lo general utiliza modelos que toman en cuenta explícitamente la volatilidad estocástica que puede estar presente en los errores (heterocedasticidad) y parámetros que varían en el tiempo (Zhang y Semmler, 2005). Entre los estudios que han tratado explícitamente la incertidumbre en parámetros, se puede citar los de Cogley y Sargent (2002), que estudia la dinámica de la inflación en Estados Unidos en el período post Segunda Guerra Mundial mediante un modelo VAR bayesiano con parámetros que varían en el tiempo (TVP), y Semmler, Greiner, y Zhang (2005), que estima una curva de Phillips y una regla de política monetaria a la Taylor para la Zona Euro, también con parámetros que varían en el tiempo. Ambos estudios encuentran evidencia de cambios sustanciales en los parámetros del modelo. Sin embargo, si bien los modelos con parámetros que varían en el tiempo evidencian grados importantes de incertidumbre, esta no puede ir separada de la incertidumbre aditiva en el proceso de modelamiento. Esto es así porque, al no considerarse la incertidumbre aditiva, la volatilidad de los parámetros podría verse exacerbada al capturarse parte de ella (Sims, 2002). Sims y Zha (2006), quienes estudian cambios de régimen en la dinámica de la economía norteamericana, encuentran mayor estabilidad en la dinámica del modelo, pero inestabilidad en la varianza de los errores. En respuesta, Cogley y Sargent (2005) modifican su modelo original considerando tanto parámetros que varían en el tiempo como volatilidad estocástica, y encuentran cambios de régimen. Ejemplos más recientes de estimación de reglas de Taylor con parámetros que varían en el tiempo y volatilidad estocástica se pueden encontrar en Kim y Nelson (2006) y Zampolli (2006).

²⁰ Como prueba de robustez calculamos las medidas de confiabilidad en tiempo real usando las estimaciones de la brecha del producto con datos sin ajuste estacional y desestacionalizados mediante variables *dummy* estacionales. Nuestras conclusiones no cambian (para mayor detalle, ver apéndice A). Este ejercicio se realizó con el objetivo de verificar si la reestimación de los factores estacionales, que no están presentes en los datos sin desestacionalizar y son constantes si usan *dummies* estacionales, tiene influencia en nuestros resultados.

²¹ Más aún, los parámetros de la regla óptima de política monetaria dependerán de la estructura y el comportamiento de la economía.

Para incorporar ambos tipos de incertidumbre, la aditiva y la multiplicativa, seguimos el enfoque de Zhang y Semmler (2005). Utilizamos un modelo con parámetros que varían en el tiempo y *shocks* que tienen varianzas estado-dependiente. A diferencia de Cogley y Sargent (2005), para quienes la varianza de los *shocks* cambia período a período, aquí suponemos que dicha varianza tiene solo dos estados (alta volatilidad y baja volatilidad), y que estos siguen un proceso de Markov como en Sims y Zha (2006).²² Esta especificación, además de tener la ventaja de tratar ambos tipos de incertidumbre en un mismo modelo, permite descomponer la varianza del error de predicción en dos componentes: el asociado a la incertidumbre aditiva y el asociado a la incertidumbre multiplicativa (Kim, 1993).

Para las ecuaciones de comportamiento de la economía empleamos una versión ligeramente modificada de la especificación de Svensson (2000) y Al-Eyd y Karasulu (2008). Dicha especificación es una versión del modelo Neo keynesiano para una pequeña economía abierta y está compuesta por la curva IS (demanda agregada), la oferta agregada de corto plazo (curva de Phillips) y la condición de paridad descubierta de tasas de interés reales (PDT). A diferencia de estos autores, nuestra especificación permite posibles desviaciones de la PDT, dadas por la existencia de imperfecciones en el mercado de capitales, control de capitales, burbujas especulativas, etc. Como es usual en la literatura de los modelos dinámicos de equilibrio general estocástico (DSGE de sus siglas en inglés), las desviaciones de la PDT se pueden capturar incluyendo un componente *backward-looking* en la especificación original de Svensson (2000) y Al-Eyd y Karasulu (2008). Así, las ecuaciones de comportamiento de la economía pueden formularse de la siguiente manera:

$$y_t = \theta_{1,t} y_{t-1} + \theta_{2,t} E_t[y_{t+1}] + \theta_{3,t} r_{t-1} + \theta_{4,t} q_{t-1} + \varepsilon_t^d, \quad (5)$$

$$\pi_t = \phi_{1,t} \pi_{t-1} + \phi_{2,t} E_t[\pi_{t+1}] + \phi_{3,t} y_{t-1} + \phi_{4,t} q_t + \varepsilon_t^s, \quad (6)$$

y

$$q_t = \gamma_{1,t} E_t[q_{t+1}] + \gamma_{2,t} (r_t - r_t^f) + \gamma_{3,t} q_{t-1} + v_t, \quad (7)$$

Donde y_t representa la brecha del producto real, π_t es la tasa de inflación, r_t es la tasa de interés real de

corto plazo, q_t es el tipo de cambio real y r_t^f es la tasa de interés real foránea, todas observadas en el período t . Los términos $E_t[y_{t+1}]$, $E_t[\pi_{t+1}]$ y $E_t[q_{t+1}]$ representan las expectativas para el período $t+1$ de la brecha del producto, la tasa de inflación y el tipo de cambio real, respectivamente, condicional en la información disponible en el período t (E_t es el operador de expectativas) ε_t^d , ε_t^s y v_t son *shocks* con varianzas estado-dependientes. Los primeros dos son *shocks* de demanda y oferta, respectivamente, y el último es un *shock* asociado al mercado cambiario. En palabras de Al-Eyd y Karasulu (2008), este último término de perturbación puede interpretarse como una prima de riesgo que captura los efectos inobservables de los sentimientos en el mercado cambiario. Por último, $\theta_{i,t}$ (con $i = 1,2,3,4$), $\phi_{i,t}$ (con $i = 1,2,3,4$) y $\gamma_{i,t}$ (con $i = 1,2,3$) son parámetros que varían en el tiempo.

Dos observaciones interesantes surgen de esta especificación. Primero, la inclusión explícita del tipo de cambio en el modelamiento es relevante para una economía como Chile que utiliza el esquema de metas de inflación como marco de política monetaria. Esto es así debido a que se introduce un importante canal adicional de transmisión de la política monetaria, respecto de los modelos de economía cerrada, e incorpora el efecto de *shocks* externos sobre la economía nacional. Segundo, la especificación incorpora tanto términos *forward-looking* como *backward-looking* (modelos híbridos), aspecto que, por lo menos para la curva de Phillips, tiene soporte en la evidencia empírica hallada para el caso de Chile (Caputo, Liendo y Medina, 2006; Céspedes, Ochoa y Soto, 2005). La justificación del término *forward-looking* de la curva de Phillips se basa en los modelos de precios rígidos à la Calvo (1983), cuyos mecanismos de fijación de salarios (o precios) están incorporados en gran parte de los contratos laborales en Chile.

Más allá de sus ventajas, la inclusión de componentes *forward-looking* en el modelo introduce el problema de cómo medir o aproximar estos componentes, ya que la decisión que se tome puede tener importantes implicancias para las propiedades de los estimadores

²² Estos autores suponen que la varianza de los errores de regresión sigue un proceso de Markov con tres estados.

(consistencia). En la literatura se han propuesto diversas formas de tratar estas variables y las técnicas de estimación más apropiadas en cada caso. Una opción obvia es utilizar datos ex post, es decir, aproximar las variables de expectativas con sus respectivos valores futuros observados. Si bien esta opción es operacionalmente simple, genera sesgo de endogeneidad en la estimación de los parámetros del modelo, el cual, a su vez, lleva a estimaciones que son inconsistentes (Kim y Nelson, 2006).²³

Galí y Gertler (1999), Roberts (2001) y Galí, Gertler, y López-Salido (2005) proponen una metodología para lidiar con el problema de endogeneidad que se basa en el uso de datos ex-post para el componente *forward-looking* del modelo y el método generalizado de momentos (GMM) para instrumentalizar las expectativas. El uso de las técnicas GMM para la estimación de curvas de Phillips y reglas de Taylor *forward-looking* es muy común en la literatura.²⁴ En esta línea, Kim (2004, 2006) propuso aplicar variables instrumentales para la estimación, en presencia de regresores endógenos, de modelos con parámetros que varían en el tiempo y con cambios de régimen. Esta propuesta metodológica resuelve el problema de endogeneidad aplicando el filtro de Kalman en una estimación en dos etapas à la Heckman (1976).²⁵ La especificación de las ecuaciones de comportamiento (5) a (7) se puede escribir en su notación estado-espacio bajo la propuesta metodológica de Kim (2004, 2006), de la siguiente manera:

$$\begin{aligned}
 x_t &= \mathbf{w}_t' \beta_{1,t} + \mathbf{v}_t' \beta_{2,t} + \varepsilon_t, & \varepsilon_t &\sim N(0, \sigma_{\varepsilon,S_t}^2); \\
 \beta_t &= \beta_{t-1} + \eta_t, & \eta_t &\sim N(\mathbf{0}, \mathbf{Q}_\eta); \\
 \mathbf{v}_t &= \mathbf{Z}_t' \delta_t + \xi_t, & \xi_t &\sim N(\mathbf{0}, \mathbf{Q}_\xi); \\
 \delta_t &= \delta_{t-1} + \kappa_t, & \kappa_t &\sim N(\mathbf{0}, \mathbf{Q}_\kappa); \\
 \sigma_{\varepsilon,S_t}^2 &= \sigma_{\varepsilon,0}^2 + (\sigma_{\varepsilon,1}^2 - \sigma_{\varepsilon,0}^2) S_t, & \sigma_{\varepsilon,1}^2 &> \sigma_{\varepsilon,0}^2;
 \end{aligned}
 \tag{8}$$

donde x_t representa el vector de variables de estado (y_t , π_t , y q_t para la demanda agregada, la curva de Phillips y la PDT, respectivamente), \mathbf{w}_t es el vector de variables explicativas que se presumen exógenas o predeterminadas (y_{t-1} , r_{t-1} y q_{t-1} para la demanda agregada, π_{t-1} , y_{t-1} y q_t para la curva de Phillips, y $r_t - r_t^f$ y q_{t-1} para la PDT), \mathbf{v}_t es el vector de variables explicativas endógenas, las cuales

están correlacionadas con los errores del modelo ε_t (y_{t+1} , π_{t+1} y q_{t+1} , respectivamente), \mathbf{Z}_t es el vector de variables instrumentales, $\beta_t = (\beta_{1,t}, \beta_{2,t})'$ y δ_t son vectores de parámetros que varían en el tiempo, η_t , ξ_t y κ_t son errores gaussianos con matriz de varianzas y covarianzas igual a \mathbf{Q}_i con $i = \eta, \xi, \kappa$, y S_t es una variable indicador inobservable que toma el valor 1 en el estado de alta volatilidad y cero en caso contrario. Suponemos que la varianza de los errores ε_t presenta dos estados con probabilidades de transición que siguen un proceso de Markov y que pueden ser expresadas como $\Pr[S_t = 1 / S_{t-1} = 1] = p$ y $\Pr[S_t = 0 / S_{t-1} = 0] = q$.

Kim (2006) propone especificar la endogeneidad presente en el modelo suponiendo que la correlación existente entre el término de error ε_t y el error de predicción estandarizado asociado a las variables endógenas ξ_t^* (esto es, el error de predicción asociado a la expectativa racional de los agentes) es constante e igual a ρ . Por otro lado, y considerando que la varianza de los errores es estado-dependiente, Kim (2004) plantea que dicha correlación también será estado-dependiente. Con esto, el error del modelo puede reformularse como:

$$\varepsilon_t = \xi_t^* \rho_{S_t} \sigma_{\varepsilon,S_t} + \sqrt{1 - \rho_{S_t}^2} \rho_{S_t} \sigma_{\varepsilon,S_t} \omega_t,$$

con $\omega_t \sim N(0, 1)$. A partir de esta última expresión, se puede reescribir la primera ecuación del modelo (8) de la siguiente manera:

$$\begin{aligned}
 x_t &= \mathbf{w}_t' \beta_{1,t} + \mathbf{v}_t' \beta_{2,t} + \xi_t^* \rho_{S_t} \sigma_{\varepsilon,S_t} \\
 &\quad + \sqrt{1 - \rho_{S_t}^2} \rho_{S_t} \sigma_{\varepsilon,S_t} \omega_t,
 \end{aligned}
 \tag{9}$$

²³ Este hecho es relevante si se toma en cuenta que uno de los objetivos del artículo es estudiar justamente la incertidumbre asociada a los parámetros del modelo. Otra forma simple es utilizar datos de encuestas de expectativas para construir variables proxy de las expectativas (Roberts, 1995). Sin embargo, esta alternativa tiene dos problemas: el primero asociado a la disponibilidad de series de tiempo largas para la estimación y el segundo al error de medida presente en las encuestas.

²⁴ Para el caso de Chile existen varios estudios que aplican esta metodología como, por ejemplo, Céspedes, Ochoa y Soto (2005), quienes estiman una curva de Phillips híbrida, y Corbo (2002), que estima una función de reacción para el Banco Central.

²⁵ Kim y Nelson (2006) usan esta metodología para estimar una regla de Taylor *forward-looking* con datos ex post para Estados Unidos.

con $\omega_t \sim N(0, 1)$, donde $\rho_{S_t} = \rho_0 + (\rho_1 - \rho_0)S_t$ y S_t es la misma variable indicador definida antes. En esta última ecuación, el error del modelo es independiente de \mathbf{v}_t y ξ_t^* , por lo que la estimación generará parámetros consistentes. Para la estimación, Kim (2004, 2006) propone el siguiente procedimiento en dos etapas. El primer paso consiste en estimar el modelo que instrumentaliza las variables endógenas usando el método de máxima verosimilitud basado en el filtro de Kalman convencional, esto es:

$$\begin{aligned} \mathbf{v}_t &= \mathbf{Z}_t' \delta_t + \xi_t, & \xi_t &\sim N(\mathbf{0}, \mathbf{Q}_\xi); \\ \delta_t &= \delta_{t-1} + \kappa_t, & \kappa_t &\sim N(\mathbf{0}, \mathbf{Q}_\kappa). \end{aligned} \tag{10}$$

El error de predicción estandarizado de \mathbf{v}_t se calcula entonces como:

$$\xi_t^* = \mathbf{Q}_{\xi,t|t-1}^{-1/2} \left(\mathbf{v}_t - \mathbf{Z}_t' \mathbf{d}_{t|t-1} \right),$$

para todo $t = 1, 2, \dots, T$. La segunda etapa consiste en utilizar el error de predicción calculado para estimar el siguiente modelo usando técnicas de máxima verosimilitud que combinan el filtro de Kalman y el algoritmo de maximización de expectativas (EM) propuesto por Hamilton (1989, 1990):²⁶

$$\begin{aligned} x_t &= \mathbf{w}_t' \beta_{1t} + \mathbf{v}_t' \beta_{2t} + \xi_t^* \rho_{S_t} \sigma_{\varepsilon,S_t} \\ &\quad + \sqrt{1 - \rho_{S_t}^2} \rho_{\varepsilon,S_t} \omega_t, & \omega_t &\sim N(0,1); \\ \beta_t &= \beta_{t-1} + \eta_t, & \eta_t &\sim N(\mathbf{0}, \mathbf{Q}_\eta); \end{aligned} \tag{11}$$

$$\sigma_{\varepsilon,S_t}^2 = \sigma_{\varepsilon,0}^2 + (\sigma_{\varepsilon,1}^2 - \sigma_{\varepsilon,0}^2) S_t, \quad \sigma_{\varepsilon,1}^2 > \sigma_{\varepsilon,0}^2;$$

$$\rho_{S_t} = \rho_0 + (\rho_1 - \rho_0) S_t.$$

Para terminar, a partir de la especificación (8), Kim (1993) sugiere un procedimiento para descomponer la varianza condicional del error de predicción f en dos componentes: f^1 o la varianza condicional debida a cambios (o desconocimiento) en los parámetros del modelo (incertidumbre multiplicativa) y f^2 o la varianza condicional debida a la heterocedasticidad en el término de error (incertidumbre aditiva).²⁷

Para esto, Kim explota la estructura informacional del modelo relacionada con las distribuciones de probabilidad en los diferentes estados. La varianza condicional debida a la incertidumbre multiplicativa depende del estado en un período anterior, mientras que la varianza condicional debida a la incertidumbre aditiva depende del estado en el periodo corriente. Esta descomposición es bastante útil, ya que permite conocer qué porcentaje de la varianza total del error de predicción se debe a cada una de las fuentes de incertidumbre consideradas. Formalmente:²⁸

$$\begin{aligned} f_t &= f_t^1 + f_t^2 \\ \rightarrow \left\{ \begin{aligned} f_t^1 &= (\mathbf{w}_{t-1}, \mathbf{v}_{t-1}) \left\{ \sum_{i=0}^1 \Pr[S_t = i | \psi_{t-1}] \right. \\ &\quad \left. \left[\mathbf{P}_{t|t-1}^i + \left(\tilde{\beta}_{t|t-1} - \beta_{t|t-1}^i \right) \left(\tilde{\beta}_{t|t-1} - \beta_{t|t-1}^i \right)' \right] \right\} (\mathbf{w}_{t-1}, \mathbf{v}_{t-1})' \\ f_t^2 &= \sigma_{\varepsilon,S_t}^2 = \sigma_{\varepsilon,0}^2 + (\sigma_{\varepsilon,1}^2 - \sigma_{\varepsilon,0}^2) \Pr[S_t = 1 | \psi_{t-1}] \end{aligned} \right. \end{aligned} \tag{12}$$

donde

$$\tilde{\beta}_{t|t-1}^i = \sum_{i=0}^1 \Pr[S_t = i | \psi_{t-1}] \beta_{t|t-1}^i$$

y $\mathbf{P}_{t|t-1}^i$ es la matriz de varianzas y covarianzas de $\beta_{t|t-1}^i$ en el estado i .

2. Resultados

Para estimar la ecuación (8), utilizamos datos trimestrales para el período comprendido entre el

²⁶ El algoritmo de estimación se presenta en los apéndices B, C y D. Una potencial limitación de esta metodología en el contexto de la estimación de las ecuaciones de comportamiento de la economía es que Kim (2004, 2006) supone que los shocks asociados a cada ecuación son independientes uno de otro y, por tanto, no es posible aprovechar la información contenida en una posible correlación entre ellos (esto es, estados comunes). En otras palabras, la metodología permite estimar cada ecuación por separado, por lo que los diferentes estados de los shocks no necesariamente coincidirán para las tres ecuaciones. Zhang y Semmler (2005) encuentran probabilidades de ocurrencia de cada estado de los shocks muy diferentes para la demanda agregada y la curva de Phillips, lo que indica que, en su modelo, los estados no coinciden en un mismo período.

²⁷ En su artículo, Kim (1993) busca identificar las fuentes de incertidumbre y su importancia en el proceso de creación monetaria de Estados Unidos.

²⁸ Para detalles sobre la derivación formal de la descomposición de la varianza condicional del error de predicción, ver Kim y Nelson (1999).

primer trimestre de 1990 y el último del 2006. La brecha del producto, y_p , es la diferencia entre el PIB observado y su tendencia, esta última calculada mediante el filtro HP. Escogemos este filtro debido a que es uno de los más comunes en la literatura y, por tanto, permite comparar nuestros resultados con los de otros estudios que estiman las ecuaciones de comportamiento para Chile. Si bien el filtro de Clark es el que mejor se comporta con datos en tiempo real, de acuerdo con los resultados de la sección anterior, esto no implica que sea el mejor filtro para estimar la “verdadera” tendencia del producto. Por otra parte, nuestra medida de brecha del producto utiliza el producto final (que termina el 2006) para su estimación. Por tanto, la incertidumbre asociada a las revisiones de los datos no se considera parte de las incertidumbres analizadas en esta sección.²⁹ La tasa de inflación trimestral π_t , por su parte, está medida como la variación trimestral del índice subyacente de precios al consumidor (IPCX1), el cual excluye de la canasta del IPC los servicios regulados y los combustibles y bienes perecibles. Al igual que Céspedes, Ochoa y Soto (2005), utilizamos la variación del IPC en lugar de la del deflactor implícito del PIB debido a que este último, para el caso de Chile, está medido con considerable ruido y se ve influenciado fuertemente por las variaciones de los términos de intercambio. Además, la meta del Banco Central está expresada en términos de la variación del IPC. Para el tipo de cambio real q_t elegimos el índice del tipo de cambio real bilateral con Estados Unidos. Por último, definimos las tasas de interés de corto plazo interna y externa r_t y r_t^f como las tasas de política monetaria de Chile y Estados Unidos, respectivamente. Todos los datos anteriores fueron obtenidos de la base de datos del Banco Central de Chile. El cuadro 5 muestra los parámetros estimados utilizando el procedimiento a la Heckman en dos etapas de Kim (2004, 2006). Cabe señalar que los parámetros presentados en dicho cuadro no son los parámetros estructurales del modelo.³⁰

Dos elementos son interesantes de destacar de dichas estimaciones. El primero es que las varianzas de los *shocks* de las tres ecuaciones de comportamiento de la economía confirman la existencia de dos estados: uno de alta volatilidad y uno de baja volatilidad. En el caso de la demanda agregada, la varianza de los *shocks* en el estado de alta volatilidad es

mucho mayor que en el estado de baja volatilidad (0.48 vs 0.05). La diferencia entre estas varianzas para el caso de la curva de Phillips es igualmente significativa (0.54 en el estado de alta volatilidad, y 0.03 en el de baja). En el caso de la PDT ocurre algo similar (3.75 vs 2.45), aunque la magnitud de la diferencia no es tan significativa como en los dos casos anteriores. Todas las varianzas, excepto la asociada al estado de alta volatilidad de la curva de Phillips, son estadísticamente significativas. Por último, si bien la diferencia entre las varianzas de los *shocks* de la PDT no es tan significativa, el tamaño de las mismas sí es considerable si se las compara con las encontradas para la demanda agregada y la curva de Phillips. El segundo hallazgo interesante se refiere a que la correlación existente entre los *shocks* de las ecuaciones de comportamiento y los errores en las expectativas de los agentes económicos también varía con los estados. En particular, los resultados sugieren que en estados de alta volatilidad en los *shocks*, los agentes tienden a errar más en sus predicciones. Este hecho es especialmente cierto para la curva de Phillips, donde dicha correlación varía entre 0.001 y 0.47 para ambos estados y para la PDT (0.49 vs. 1). En el caso de la demanda agregada, también se nota una correlación mayor en el estado de alta volatilidad, aunque la diferencia entre las correlaciones de ambos estados es menos evidente que en los dos casos anteriores. Además, los coeficientes de correlación son altamente significativos para todos los casos, excepto el asociado al estado de baja volatilidad en los *shocks* sobre la curva de Phillips.

Los gráficos 5 a 7 presentan el comportamiento temporal de los parámetros estimados para los tres modelos del cuadro 5. En cada gráfico hay dos series, las cuales corresponden a los valores de los parámetros relevantes en cada posible estado de los *shocks* del modelo (esto es, alta volatilidad y baja volatilidad). En el caso de los parámetros de la demanda agregada

²⁹ El método utilizado para la extracción de la tendencia puede afectar las estimaciones por lo que más adelante realizamos un análisis de robustez.

³⁰ En la aplicación del filtro de Kalman para la evaluación de la función de verosimilitud se eliminaron 12 observaciones al principio de la muestra, debido a la presencia de series de tiempo no estacionarias en el modelo; ver Kim y Nelson (1999).

CUADRO 5

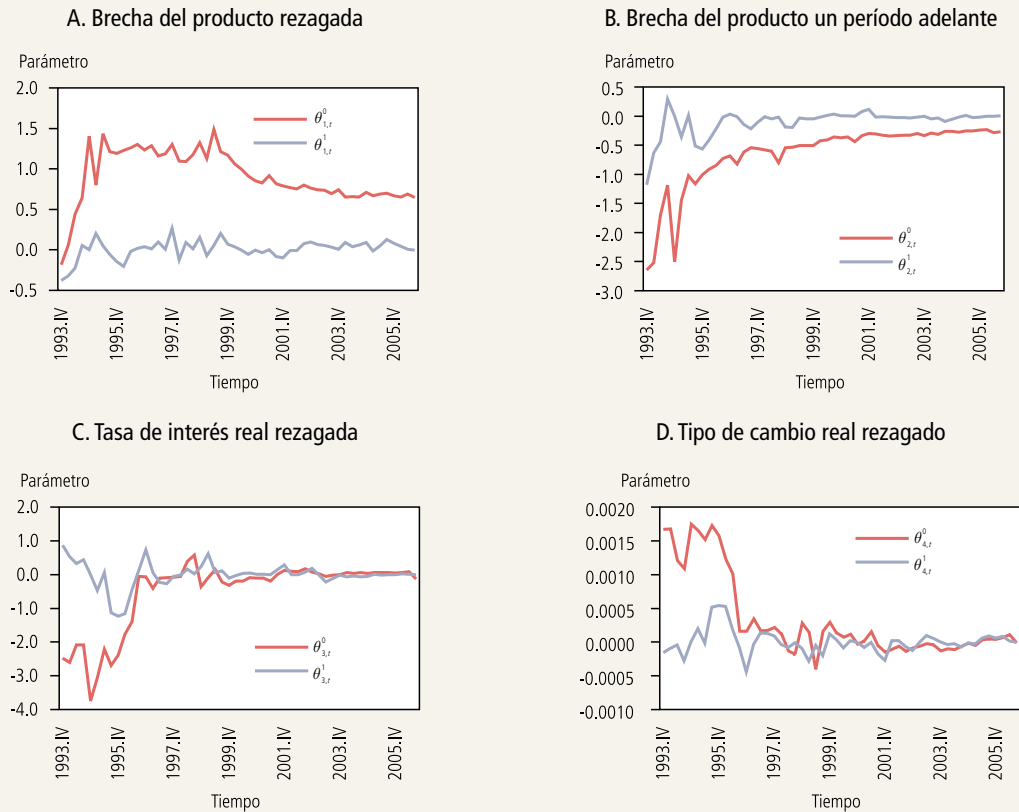
Estimación de las Ecuaciones de Comportamiento

Demanda agregada			Curva de Phillips			Paridad descubierta de tasas de interés reales		
Parámetro	Valor estimado	Desviación estándar	Parámetro	Valor estimado	Desviación estándar	Parámetro	Valor estimado	Desviación estándar
ρ	0.6571	0.5267	ρ	0.6639	1.5101	ρ	0.9479	3.2325
q	0.6586	0.0644	q	0.8475	0.0501	q	1.0000	0.0001
$\sigma_{\eta_1^e}$	0.0697	0.2565	$\sigma_{\eta_1^e}$	2.4407	1.0338	$\sigma_{\eta_1^e}$	0.0000	0.0026
$\sigma_{\eta_2^e}$	0.0797	0.2441	$\sigma_{\eta_2^e}$	1.2700	0.8449	$\sigma_{\eta_2^e}$	0.0007	2.3801
$\sigma_{\eta_3^e}$	0.2942	0.2540	$\sigma_{\eta_3^e}$	0.0000	0.0001	$\sigma_{\eta_3^e}$	0.0000	0.0029
$\sigma_{\eta_4^e}$	0.0002	0.0002	$\sigma_{\eta_4^e}$	1.6518	0.9554			
$\sigma_{\varepsilon,0}$	0.0570	0.0098	$\sigma_{\varepsilon,0}$	0.0329	0.0084	$\sigma_{\varepsilon,0}$	2.4467	0.2295
$\sigma_{\varepsilon,1}$	0.4806	0.2347	$\sigma_{\varepsilon,1}$	0.5497	1.2718	$\sigma_{\varepsilon,1}$	3.7539	0.1850
ρ_0	0.5123	0.1594	ρ_0	0.0010	0.2473	ρ_0	0.4924	0.2057
ρ_1	0.6324	0.1892	ρ_1	0.4705	0.1446	ρ_1	1.0000	0.2750
Logaritmo de la verosimilitud		-64.026			-80.389			-109.64

Fuente: Cálculos propios.

GRÁFICO 5

Parámetros que Varían en el Tiempo de la Demanda Agregada (estimación)



Fuente: Cálculos propios.

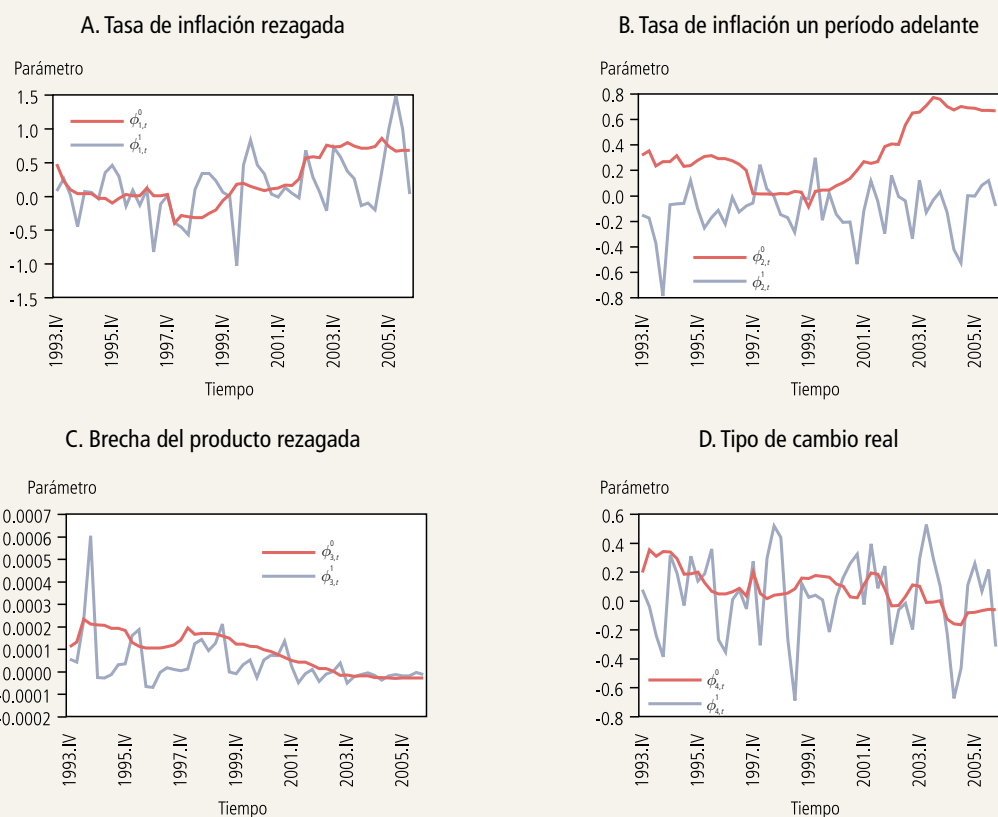
(gráfico 5) se observan dos períodos bien definidos. El primero, que termina en 1999, se caracteriza por alta inestabilidad y diferencias sustanciales entre los parámetros de los dos estados asociados a las *shocks* de demanda. Durante este período, la probabilidad promedio de que la economía se encuentre en un estado de alta volatilidad fue de 0.82 y el contexto macroeconómico estuvo caracterizado por un amplio rango de variación de la tasa de crecimiento del PIB (entre 15% y algo por debajo de 6%) y tasas de inflación altas. El segundo período (de 1999 en adelante) muestra una reducción sustancial tanto en la inestabilidad de los parámetros como en las diferencias de estos con respecto a los estados de los *shocks*, con la única excepción del parámetro asociado al grado de persistencia de la brecha del producto.

Además, en este período la probabilidad promedio de que la economía se encontrara en un estado de alta volatilidad fue de solo 0.10. Estos resultados sugieren que la incertidumbre multiplicativa asociada a la demanda agregada habría tendido a reducirse en el tiempo. Más aún, el grado de persistencia de la brecha del producto ($\theta_{1,t}^1$) y la respuesta de esta a cambios en los precios relativos ($\theta_{4,t}^1$) se han reducido en tiempo, en tanto que lo contrario ha ocurrido con el grado de respuesta a las expectativas ($\theta_{2,t}^1$) y a la tasa de interés de política monetaria ($\theta_{3,t}^1$), hecho que sería coherente con la lógica del esquema de metas de inflación.³¹

³¹ En 1999, se estableció el esquema de metas de inflación puro para la conducción de la política monetaria en Chile.

GRÁFICO 6

Parámetros que Varían en el Tiempo de la Curva de Phillips (estimación)



Fuente: Cálculos propios.

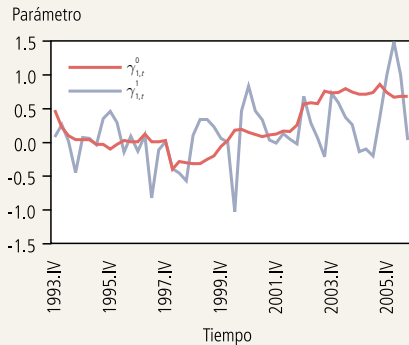
Los parámetros de la curva de Phillips muestran una importante dependencia al estado de los *shocks* de oferta (gráfico 6). En períodos de alta volatilidad en los *shocks*, los parámetros tienden a mostrar también una alta inestabilidad, y cuando el estado de dichos *shocks* es de baja volatilidad los parámetros son bastante más estables. A diferencia de lo observado en los parámetros de la demanda agregada, dicha dependencia se ha mantenido a lo largo de todo el período. Estos resultados sugieren que el estado de los *shocks* es fundamental para explicar mayores o menores grados de incertidumbre en los parámetros de la curva de Phillips. Durante la mayor parte de los años noventa prevaleció el estado de alta volatilidad en los *shocks* (con una probabilidad promedio de 0.90) y, por tanto, los parámetros relevantes para

la curva de Phillips son los asociados a este estado. En el período más reciente (1999 en adelante), la probabilidad promedio del estado de alta volatilidad fue de solo 0.06. El gráfico 6 también muestra que, cuando la economía atraviesa por un período de relativa calma respecto de los *shocks* de oferta, la persistencia de la tasa de inflación ($\phi_{1,t}$) y la importancia de las expectativas en la determinación de esta ($\phi_{2,t}$) son claramente mayores. Esto ocurre hacia finales del período analizado. La tendencia es más bien a la baja para el caso de la respuesta de la inflación al ciclo económico ($\phi_{3,t}$) y a las variaciones en el tipo de cambio real ($\phi_{4,t}$). Cuando los *shocks* de oferta son muy volátiles, por el contrario, no se observa una tendencia definida para los parámetros de la curva de Phillips.

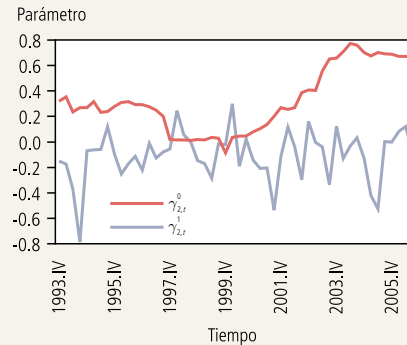
GRÁFICO 7

Parámetros que Varían en el Tiempo de la Paridad Descubierta del Interés Real (estimación)

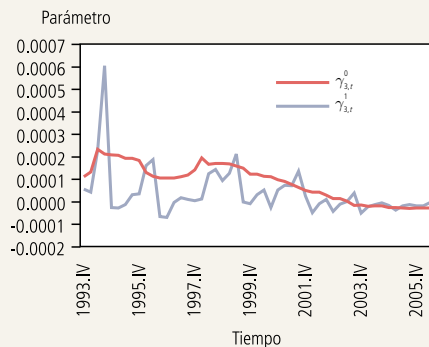
A. Tipo de cambio real un período adelante



B. Diferencial de tasas de interés reales



C. Tipo de cambio real rezagado



Fuente: Cálculos propios.

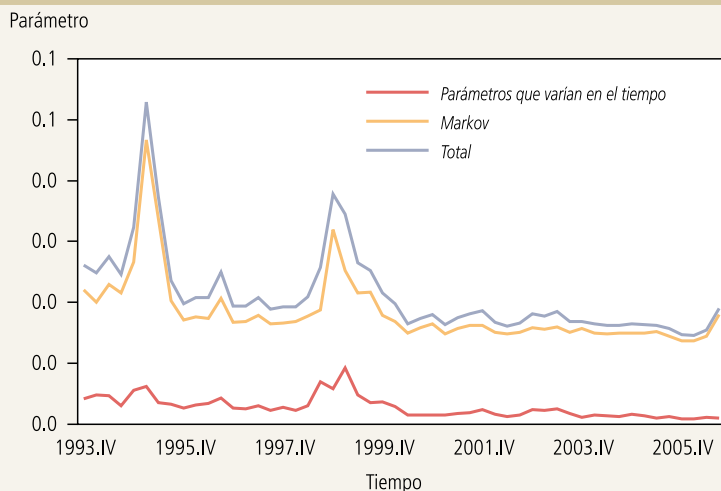
Finalmente, los parámetros asociados a la PDT muestran diferencias sustanciales dependiendo del estado de los *shocks* y está claro que no existe una tendencia definida en ninguno de los estados (ver gráfico 7). Además, a lo largo de todo el período de análisis, los parámetros de la PDT han sido más estables en el estado de baja volatilidad que en el de alta volatilidad. En este último estado, existen dos períodos claramente definidos: el primero cubre la década de 1990, durante la cual los parámetros mostraron una alta estabilidad, y el otro que abarca el período desde el 2000 en adelante, en el cual la variabilidad y la magnitud de los parámetros aumentó de manera sustancial en comparación con el primer período. Este cambio se explicaría por la adopción de un régimen de libre flotación cambiaria en 1999.

Además, las estimaciones sugieren que la economía habría vivido en un estado de alta volatilidad en los *shocks* durante todo el período de análisis, esto es así debido a que la probabilidad de ocurrencia de este estado no bajó de 0.7 en ningún momento.

A partir de los parámetros estimados (cuadro 5) calculamos la descomposición de la varianza condicional del error de predicción. El gráfico 8 muestra dicha descomposición para el modelo asociado a la demanda agregada. La incertidumbre total en la ecuación de la brecha del producto ha sido relativamente alta a lo largo de todo el período analizado (nótese que la brecha está medida como desviación porcentual del producto respecto de su tendencia). En promedio, la varianza del error de predicción asociada a esta variable ha sido de 0.021, y se explicó

GRÁFICO 8

Varianza Condicional del Error de Predicción de la Brecha del Producto (composición)



Fuente: Cálculos propios.

en un 87.6% por la incertidumbre en los *shocks* de demanda y en un 12.4% por inestabilidades en los parámetros del modelo (cuadro 6). La incertidumbre total ha mostrado incrementos importantes (a casi el doble del promedio) a mediados de los noventa y durante el período 1998-1999. En los años posteriores

y comportamiento (principalmente para la década de 1990). La incertidumbre total asociada a la tasa de inflación ha sido en promedio 0.015 para todo el período analizado, nivel explicado en un 69.9% por la incertidumbre en los *shocks* de oferta y en un 30.1% por inestabilidades en los parámetros (cuadro 7). Los

al 2000, en tanto, la incertidumbre total en promedio se ha reducido en poco más de 30% respecto del promedio observado entre 1993 y 1999. Algo similar se aprecia en los aportes de las incertidumbres aditiva y multiplicativa sobre la incertidumbre total. En efecto, luego de que la inestabilidad en los parámetros aportara alrededor del 15% a la incertidumbre total a lo largo de la década de 1990, dicho aporte se redujo a algo menos de 10% en el período posterior al 2000.

La descomposición de la varianza condicional del error de predicción para la ecuación de la tasa de inflación se muestra en el gráfico 9. Los resultados son similares a los hallados para la brecha del producto en cuanto a magnitud

CUADRO 6

Descomposición de la Varianza Condicional del Error de Predicción de la Brecha del Producto

Período	Varianza Condicional del Error de Predicción			Porcentaje	
	Parámetros que varían en el tiempo	Markov	Total	Parámetros que varían en el tiempo	Markov
1993-99	0.00407	0.02173	0.02580	15.7	84.3
2000-06	0.00160	0.01535	0.01696	9.3	90.7
Muestra total	0.00279	0.01842	0.02121	12.4	87.6

Fuente: Cálculos propios.

CUADRO 7

Descomposición de la Varianza Condicional del Error de Predicción de la Tasa de Inflación

Período	Varianza condicional del error de predicción			Porcentaje	
	Parámetros que varían en el tiempo	Markov	Total	Parámetros que varían en el tiempo	Markov
1993-99	0.00852	0.01235	0.02087	37.5	62.5
2000-06	0.00260	0.00818	0.01078	23.2	76.8
Muestra total	0.00545	0.01019	0.01563	30.1	69.9

Fuente: Cálculos propios.

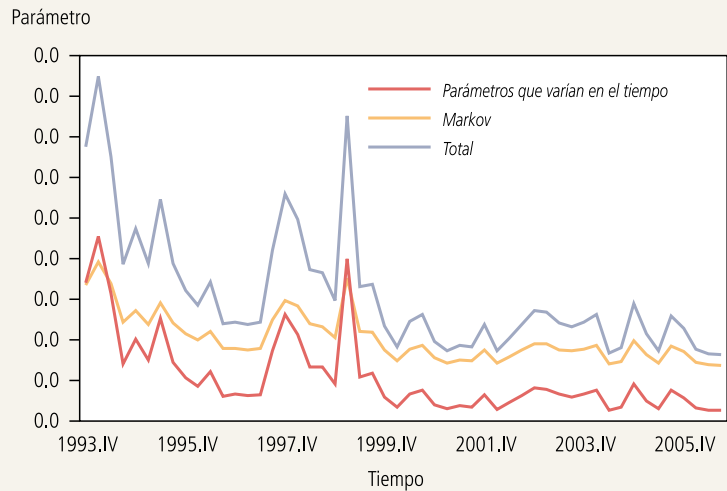
dos períodos recurrentes de alta incertidumbre, al igual que en el caso de la brecha del producto, son a mediados de los noventa, y durante el período 1998-1999, donde la incertidumbre superó el doble del promedio observado para todo el período de análisis. A pesar de que la incertidumbre aditiva explica la mayor parte de la incertidumbre a lo largo de todo el período de análisis, durante la Crisis Asiática el aporte se revirtió y fue la incertidumbre en parámetros la más relevante. Respecto del patrón de comportamiento de la incertidumbre total, es notorio que esta tendió a reducirse a lo largo del tiempo, como fue el caso de la brecha del producto, en tanto la contribución de la incertidumbre aditiva tendió a incrementarse.

Finalmente, el gráfico 10 presenta la descomposición de la varianza condicional del error de predicción asociada a la ecuación del tipo de cambio real. La incertidumbre total medida por la varianza ha sido bastante importante a lo largo del período (alrededor de 4.1 en promedio) y está explicada en un 92% por la incertidumbre en los *shocks* de la PDT o la incertidumbre en la prima por riesgo que captura los efectos inobservables de los sentimientos en el mercado cambiario. La incertidumbre no ha mostrado un patrón definido en el tiempo (cuadro 8).

En suma, la incertidumbre total está dominada por la incertidumbre aditiva en las tres ecuaciones de comportamiento de la economía (las asociadas a la brecha del producto, a la tasa de inflación y al tipo de cambio real). Más aún, los resultados de las estimaciones sugieren que la varianza de los *shocks* es estado-dependiente y que dichos estados podrían considerarse como períodos de alta volatilidad y períodos de baja volatilidad en los *shocks*. Para la brecha del producto y la tasa de inflación, la incertidumbre total ha tendido a reducirse en el

GRÁFICO 9

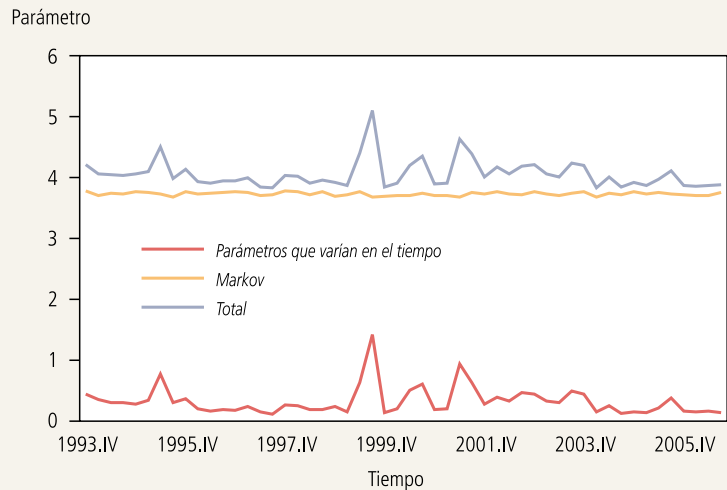
Varianza Condicional del Error de Predicción de la Tasa de Inflación (composición)



Fuente: Cálculos propios.

GRÁFICO 10

Varianza Condicional del Error de Predicción del Tipo de Cambio Real (composición)



Fuente: Cálculos propios.

tiempo y el período de mayor estabilidad coincide con el establecimiento del esquema de metas de inflación puro para la conducción de la política monetaria, y la fijación de una regla explícita para la política fiscal. En contraste, en los noventa, la incertidumbre

CUADRO 8

Descomposición de la Varianza Condicional del Error de Predicción del Tipo de Cambio Real

Periodo	Varianza condicional del error de predicción			Porcentaje	
	Parámetros que varían en el tiempo	Markov	Total	Parámetros que varían en el tiempo	Markov
1993–99	0.32816	3.73569	4.06385	8.8	92.3
2000–06	0.32701	3.72663	4.05364	8.8	92.1
Muestra total	0.32756	3.73099	4.05855	8.8	92.2

Fuente: Cálculos propios.

total ha mostrado incrementos sustanciales, hecho que, además de reforzar el hallazgo de estados en la varianza de los *shocks*, indicaría que durante ese período la economía chilena habría transitado por un período de alta volatilidad. Por último, la incertidumbre total asociada al tipo de cambio real ha estado explicada principalmente por *shocks* en el mercado cambiario y ha tendido a mantenerse a lo largo del tiempo, a diferencia de la brecha del producto y la tasa de inflación.

Para verificar si las diferencias entre la varianza del error de predicción debida a la incertidumbre aditiva y aquella debida a la incertidumbre multiplicativa son estadísticamente significativas, y si el supuesto de errores gaussianos en la estimación genera sesgos importantes, se utilizó la metodología *bootstrap*.³² Los hallazgos más importantes de este ejercicio se pueden resumir como sigue³³: primero, si bien las estimaciones promedio *bootstrap* y las estimaciones basadas en el supuesto de errores gaussianos difieren, el sesgo no parece ser importante en magnitud; y segundo, las estimaciones *bootstrap* confirman la tendencia observada en la incertidumbre total (gráficos 8 a 10) y que las diferencias observadas en la descomposición de la varianza son estadísticamente significativas.

Para concluir esta subsección, presentamos el análisis de robustez para la descomposición de la varianza del error de predicción. En la sección II encontramos evidencia de diferencias importantes en la estimación de la brecha del producto al considerarse cinco métodos para la extracción de la tendencia del producto. Dado que la demanda agregada y la curva de Phillips utilizan una medida

de brecha del producto para su estimación, los errores de medición en la estimación de esta variable serán parte de las incertidumbres aditiva y multiplicativa sin posibilidad de discriminación.³⁴ Los cuadros 9 y 10 muestran los resultados de la descomposición de la incertidumbre en sus dos fuentes, aditiva y multiplicativa, para estas dos ecuaciones y para cada uno de los cinco filtros utilizados en la sección II. La primera fila de ambos cuadros muestra la descomposición presentada en el análisis de esta subsección, donde la brecha fue calculada mediante el filtro HP, y por tanto representa nuestra base de comparación. Para el caso de la brecha del producto (cuadro 9), se observa que, en general, la incertidumbre total es bastante similar para todos los filtros; y que las diferencias, como era de esperarse, surgen en el aporte de cada uno de los tipos de incertidumbre a la incertidumbre total. No obstante lo anterior, todos los métodos de extracción de tendencia mantienen la incertidumbre aditiva como

³² El remuestreo *bootstrap* se realizó siguiendo las metodologías de Stoffer y Wall (1991) y Psaradakis (1998) para modelos que usan el filtro de Kalman y para el muestreo de errores en presencia de cambios de régimen tipo Markov, respectivamente.

³³ Para el detalle de los resultados, ver el apéndice E.

³⁴ Cuando el error de medición está asociado a la variable dependiente, como en el caso de la demanda agregada, los parámetros estimados mantendrán las propiedades de insesgamiento y consistencia. En este caso, el error de medición será capturado en su totalidad por el error de regresión. Cuando el error de medición está asociado a una o más variables independientes, como es el caso de la curva de Phillips, los parámetros serán sesgados e inconsistentes. Por tanto, si bien el error de medición tiene implicancias diferentes según el tipo de variable al que afectan, está claro que puede tener efectos importantes sobre la descomposición de la incertidumbre (mediante el error o mediante la magnitud de los parámetros).

CUADRO 9

Análisis de Robustez para la Descomposición de la Varianza Condicional del Error de Predicción de la Brecha del Producto

Filtro	Varianza condicional del error de predicción			Porcentaje	
	Parámetros que varían en el tiempo	Markov	Total	Parámetros que varían en el tiempo	Markov
Hodrick-Prescott	0.00279	0.01842	0.02121	13.2	86.8
Baxter-King	0.00314	0.01734	0.02048	15.3	84.7
Christiano-Fitzgerald	0.00304	0.01733	0.02037	14.9	85.1
Tendencia Cuadrática	0.00287	0.01901	0.02189	13.1	86.9
Clark	0.00200	0.01803	0.02003	10.0	90.0

Fuente: Cálculos propios.

CUADRO 10

Análisis de Robustez para la Descomposición de la Varianza Condicional del Error de Predicción de la Tasa de Inflación

Filtro	Varianza condicional del error de predicción			Porcentaje	
	Parámetros que varían en el tiempo	Markov	Total	Parámetros que varían en el tiempo	Markov
Hodrick-Prescott	0.00545	0.01019	0.01563	34.8	65.2
Baxter-King	0.00385	0.00988	0.01374	28.0	72.0
Christiano-Fitzgerald	0.00393	0.01006	0.01398	28.1	71.9
Tendencia Cuadrática	0.00761	0.01514	0.02274	33.4	66.6
Clark	0.00504	0.01397	0.01901	26.5	73.5

Fuente: Cálculos propios.

la fuente más importante de incertidumbre (su aporte varía desde un mínimo de 84.7% con el filtro BK a un máximo de 90% con el de Clark). Con respecto a la tasa de inflación (cuadro 10) las diferencias entre los filtros se pueden observar tanto en la estimación de la incertidumbre total como en los aportes de cada tipo de incertidumbre a esta. En el primer caso, las estimaciones se encuentran en un rango entre 0.01374 y 0.02274 calculadas mediante el filtro BK y la tendencia cuadrática, respectivamente, en tanto los aportes de las incertidumbre aditiva varían desde un 66.6% obtenido con el filtro BK hasta 73.5% con el de Clark. Aquí también es la incertidumbre aditiva la fuente relevante para explicar la incertidumbre total en la inflación, esto sin importar el método que se considere para estimar la brecha del producto. Estos

resultados refuerzan nuestras conclusiones sobre la importancia de este último tipo de incertidumbre para la economía chilena.

V. COMENTARIOS FINALES

La actual política macroeconómica chilena es de categoría mundial. Desde 1999–2000, el Banco Central de Chile ha seguido el esquema de metas de inflación para el manejo de su política monetaria, mientras que desde el 2001 la política fiscal ha estado limitada mediante una regla explícita de manejo del presupuesto, la misma que elimina cualquier influencia procíclica sobre este. Como resultado, la tasa de inflación se ha mantenido al interior del rango meta la mayoría del tiempo y la actividad económica

ha crecido sostenidamente a una tasa anual de entre 2 y 6% (sin recesiones ni grandes expansiones). Este período de estabilidad se ve reflejado en nuestros resultados en el sentido de que la incertidumbre total para la política monetaria se ha reducido en los primeros siete años de la década actual. Más aún, la incertidumbre en los *shocks* ha jugado el rol más importante, mientras que la incertidumbre en los parámetros ha tendido a reducirse tanto para la inflación como para la brecha del producto, tal como era de esperarse. No obstante lo anterior, la importancia de la incertidumbre aditiva ha caracterizado todo el período de estudio, incluyendo tanto el período tranquilo de los años 2000 como los noventas más volátiles. Esto implica que el estudio de la naturaleza (estocástica) de los *shocks* que afectan a la economía chilena debería tener una alta ponderación en la agenda de investigación del Banco Central.

El esquema de metas de inflación puro aplicado desde 1999 incorporó el establecimiento de un régimen de tipo de cambio flexible, sin ninguna meta implícita o explícita sobre el tipo de cambio (como fuera el caso durante la mayoría de los 1990). Esta importante innovación de política llevó al tipo de cambio a ser la principal variable de ajuste (como una especie de fusible). Nuestros resultados muestran esta característica: los parámetros de la ecuación del tipo de cambio son menos estables en la década actual respecto de lo que eran en la anterior.

Nuestros resultados suponen que no existe incertidumbre en el modelo y que las únicas fuentes de incertidumbre relevantes para la política monetaria son las relacionadas con los *shocks* y

los parámetros. Por tanto, la interpretación de los mismos debe hacerse con cautela. Para el análisis de la incertidumbre en el modelo se podrían estimar las ecuaciones de comportamiento de la economía usando la metodología descrita en este artículo, pero bajo distintas especificaciones. Este enfoque se podría utilizar para verificar si los resultados encontrados aquí respecto de la descomposición de la incertidumbre se mantienen.³⁵ Dejamos este ejercicio pendiente para investigación futura.

Para concluir, los resultados asociados a la incertidumbre en la calidad y confiabilidad de los datos de la brecha del producto indican que el uso del filtro Hodrick-Prescott basado en datos en tiempo real podría llevar a resultados erróneos. Por tanto, el Banco Central de Chile debería considerar el uso de una variedad amplia de filtros para extraer la tendencia a los datos de actividad. Más aún, debería usar variables *proxy* para verificar la temperatura de la economía al momento de tomar sus decisiones de política. La literatura ha sugerido que aquellas reglas de política monetaria que consideran, por ejemplo, el crecimiento del producto o la tasa de desempleo (en lugar de la brecha del producto) son más “inmunes” a este tipo de incertidumbre.

³⁵ Este ejercicio se realizó para la PDT bajo dos especificaciones: la original de Svensson (2000) y Al-Eyd y Karasulu (2008) y la ecuación que incluye el componente retrospectivo para permitir posibles desviaciones de la paridad (presentado aquí). Si bien encontramos un cambio considerable en el comportamiento y la magnitud de los parámetros, la descomposición de la incertidumbre no se ve afectada (la incertidumbre aditiva se mantiene como factor principal en explicar la incertidumbre total).

REFERENCIAS

- Al-Eyd, A.J. y M. Karasulu (2008). "Ambition versus Gradualism in Disinflation Horizons under Bounded Rationality: The Case of Chile." Discussion paper N°308, National Institute of Economic and Social Research.
- Balvers, R. y T. Cosimano (1994). "Inflation Variability and Gradualist Monetary Policy." *Review of Economic Studies* 61(4): 721–38.
- Basar, T. y M. Salomon (1990). "Credibility and the Value of Information Transmission in a Model of Monetary Policy and Inflation." *Journal of Economic Dynamics and Control* 14(1): 97–116.
- Baxter, M. y R.G. King (1999). "Measuring Business Cycles: Approximate Band-Pass Filters for Economic Time Series." *Review of Economics and Statistics* 81(4): 575–93.
- Beck, G.W. y V. Wieland (2002). "Learning and Control in a Changing Economic Environment." *Journal of Economic Dynamics and Control* 26(9–10): 1359–77.
- Bernhardsen, T., O. Eitrheim, A.S. Jore y O. Roisland (2005). "Real-Time Data for Norway: Challenges for Monetary Policy." *North American Journal of Economics and Finance* 16(3): 333–49.
- Bertocchi, G. y M. Spagat (1993). "Learning, Experimentation, and Monetary Policy." *Journal of Monetary Economics* 32(1): 169–83.
- Blinder, A.S. (1998). *Central Banking in Theory and Practice*. Cambridge, MA, EE.UU.: MIT Press.
- Brainard, W.C. (1967). "Uncertainty and the Effectiveness of Policy." *American Economic Review* 57(2): 411–25.
- Calvo, G. (1983). "Staggered Prices in a Utility Maximization Framework." *Journal of Monetary Economics* 12(4): 383–98.
- Caputo, R., F. Liendo y J.P. Medina (2006). "New Keynesian Models for Chile during the Inflation Targeting Regime: A Structural Approach." Documento de Trabajo N°402, Banco Central de Chile.
- Céspedes, L.F., M. Ochoa y C. Soto (2005). "The New Keynesian Phillips Curve in an Emerging Market Economy: The Case of Chile." Documento de Trabajo N°355, Banco Central de Chile.
- Christiano, L.J. y T.J. Fitzgerald (2003). "The Band Pass Filter." *International Economic Review* 44(2): 435–65.
- Clarida, R., J. Galí y M. Gertler (1998). "Monetary Policy Rules and Macroeconomic Stability: Evidence and Some Theory." NBER Working Paper 6442
- Clarida, R., J. Galí y M. Gertler (1999). "The Science of Monetary Policy: A New Keynesian Perspective." *Journal of Economic Literature* 37(4): 1661–707.
- Clark, P.K. (1987). "The Cyclical Component of U.S. Economic Activity." *Quarterly Journal of Economics* 102(4): 797–814.
- Cogley, T. y T.J. Sargent (2002). "Evolving Post-World War II U.S. Inflation Dynamics." En *NBER Macroeconomics Annual 2001*, editado por B. Bernanke y K. Rogoff. Cambridge, MA, EE.UU.: MIT Press.
- Cogley, T. y T.J. Sargent (2005). "Drifts and Volatilities: Monetary Policies and Outcomes in the Post WWII US." *Review of Economic Dynamics* 8(2): 262–302.
- Corbo, V. (2002). "Monetary Policy in Latin America in the 90s." En *Monetary Policy: Rules and Transmission Mechanisms*, editado por N. Loayza y K. Schmidt-Hebbel, Banco Central de Chile.
- Craine, R. (1979). "Optimal Monetary Policy with Uncertainty." *Journal of Economic Dynamics and Control* 1(1): 59–83.
- Croushore, D. y T. Stark (2001). "A Real-Time Data Set for Macroeconomists." *Journal of Econometrics* 105(1): 111–30.
- De Grauwe, P. y M.A. Senegas (2006). "Monetary Policy Design and Transmission Asymmetry in EMU: Does Uncertainty Matter?" *European Journal of Political Economy* 22(4): 787–808.
- Feldstein, M. (2003). "Monetary Policy in an Uncertain Environment." NBER Working Paper 9969.
- Fuentes, R., F. Gredig y M. Larraín (2007). "Estimating the Output Gap for Chile." Documento de Trabajo N°455, Banco Central de Chile.
- Galí, J. y M. Gertler (1999). "Inflation Dynamics: A Structural Econometric Analysis." *Journal of Monetary Economics* 44(2): 195–222.
- Galí, J., M. Gertler y J.D. López-Salido (2005). "Robustness of the Estimates of the Hybrid New Keynesian Phillips Curve." *Journal of Monetary Economics* 52(6): 1107–18.
- Gallego, F. y C. Johnson (2001). "Teorías y Métodos de Medición del Producto de Tendencia: Una Aplicación al Caso de Chile." *Economía Chilena* 4(2): 27–58.
- Ghysels, E., N.R. Swanson y M. Callan (2002). "Monetary Policy Rules with Model and Data Uncertainty." *Southern Economic Journal* 69(2): 239–65.
- Giannoni, M.P. (2002). "Does Model Uncertainty Justify Caution? Robust Optimal Monetary Policy in a Forward-Looking Model." *Macroeconomic Dynamics* 6(1): 111–44.
- González, F. y A. Rodríguez (2004). "Robust Control: A Note on the Response of the Control to Changes in the 'Free' Parameter Conditional on the Character of Nature." *Computational Economics* 24(3): 223–38.

- Gredig, F. (2007). "Índices Podados como Medidas de Tendencia para el Imacec." Documento de Trabajo N°414, Banco Central de Chile.
- Hall, S., C. Salmon, T. Yates y N. Batini (1999). "Uncertainty and Simple Monetary Policy Rules: An Illustration for the United Kingdom." Working Paper 96, Banco de Inglaterra.
- Hamilton, J.D. (1989). "A New Approach to the Economic Analysis of Non-Stationary Time Series and The Business Cycles." *Econometrica* 57(2): 357-84.
- Hamilton, J.D. (1990). "Analysis of Time Series Subject to Changes in Regime." *Journal of Econometrics* 45(1-2): 39-70.
- Heckman, J. (1976). "The Common Structure of Statistical Models of Truncation, Sample Selection, and Limited Dependent Variables and a Simple Estimator for Such Models." *Annals of Economic and Social Measurement* 5(4): 475-92.
- Hodrick, R.J. y E.C. Prescott (1997). "Postwar U.S. Business Cycles: An Empirical Investigation." *Journal of Money, Credit, and Banking* 29(1): 1-16.
- Holly, S. y A. Hughes Hallet (1989). *Optimal Control, Expectations, and Uncertainty*. Cambridge University Press.
- Holt, C.C. (1962). "Linear Decision Rules for Economic Stabilization and Growth." *Quarterly Journal of Economics* 76(1): 20-45.
- Isard, P., D. Laxton y A.C. Eliasson (1999). "Simple Monetary Policy Rules under Model Uncertainty." *International Tax and Public Finance* 6(4): 537-77.
- Kim, C.J. (1993). "Sources of Monetary Growth Uncertainty and Economic Activity: The Time-Varying-Parameter Model with Heteroskedastic Disturbances." *Review of Economics and Statistics* 75(3): 483-92.
- Kim, C.J. (2004). "Markov-Switching Models with Endogenous Explanatory Variables." *Journal of Econometrics* 122(1): 127-36.
- Kim, C.J. (2006). "Time-Varying Parameter Models with Endogenous Regressors." *Economics Letters* 91(1): 21-26.
- Kim, C.J. y C.R. Nelson (1999). *State-Space Models with Regime Switching: Classical and Gibbs-Sampling Approaches with Applications*. Cambridge, MA, EE.UU.: MIT Press.
- Kim, C.J. y C.R. Nelson (2006). "Estimation of a Forward-Looking Monetary Policy Rule: A Time-Varying Parameter Model Using Ex Post Data." *Journal of Monetary Economics* 53(8): 1949-66.
- Kozicki, S. (2004). "How Do Data Revisions Affect the Evaluation and Conduct of Monetary Policy?" *Economic Review* (first quarter): 5-38. Federal Reserve Bank of Kansas.
- Kuttner, K.N. (1994). "Estimating Potential Output as a Latent Variable." *Journal of Business and Economic Statistics* 12(3): 361-68.
- Martin, B. y C. Salmon (1999). "Should Uncertain Monetary Policy-Makers Do Less?" Working Paper 99, Banco de Inglaterra.
- Meyer, L.H., E.T. Swanson y V.W. Wieland (2001). "NAIRU Uncertainty and Nonlinear Policy Rules." *American Economic Review* 92(2): 226-31.
- Onatski, A. y J.H. Stock (2002). "Robust Monetary Policy under Model Uncertainty in a Small Model of the U.S. Economy." *Macroeconomic Dynamics* 6(1): 85-110.
- Orphanides, A. (2001). "Monetary Policy Rules Based on Real-Time Data." *American Economic Review* 91(4): 964-85.
- Orphanides, A. y S. van Norden (1999). "The Reliability of Output Gap Estimates in Real Time." Finance and Economics Discussion Paper 1999-38, Banco de la Reserva Federal de Estados Unidos.
- Orphanides, A. y J.C. Williams (2002). "Imperfect Knowledge, Inflation Expectations, and Monetary Policy." Working paper 2002-04, Banco de la Reserva de San Francisco.
- Orphanides, A., R.D. Porter, D. Reifschneider, R.J. Tetlow y F. Finan (2000). "Errors in the Measurement of the Output Gap and the Design of Monetary Policy." *Journal of Economics and Business* 52(1-2): 117-41.
- Phillips, A.W. (1954). "Stabilisation Policy in a Closed Economy." *Economic Journal* 64(254): 290-323.
- Psaradakis, Z. (1998). "Bootstrap-Based Evaluation of Markov-Switching Time Series Models." *Econometric Reviews* 17(3): 275-88.
- Roberts, J.M. (1995). "New Keynesian Economics and the Phillips Curve." *Journal of Money, Credit, and Banking* 27(4): 975-84.
- Roberts, J.M. (2001). "How Well Does the New Keynesian Sticky-Price Model Fit the Data?" Finance and Economics Discussion Paper 2001-13, Banco de la Reserva Federal de Estados Unidos.
- Rudebusch, G.D. (2001). "Is the Fed Too Timid? Monetary Policy in an Uncertain World." *Review of Economics and Statistics* 83(2): 203-17.
- Sack, B. (2000). "Does the Fed Act Gradually? A VAR Analysis." *Journal of Monetary Economics* 46(1): 229-56.
- Sargent, T.J. (1998). "Discussion of 'Policy Rules for Open Economies' by Laurence Ball." Presentado en la Conferencia sobre Reglas de Política Monetaria del National Bureau of Economic Research, Islamorada, Florida, EE.UU., 15-17 de enero.
- Schellekens, P. (2002). "Caution and Conservatism in the Making of Monetary Policy." *Journal of Money, Credit, and Banking* 34(1): 160-77.

- Semmler, W., A. Greiner y W. Zhang (2005). *Monetary and Fiscal Policies in the Euro-Area: Macro Modeling, Learning, and Empirics*. Amsterdam, Países Bajos: Elsevier Science Publisher.
- Sims, C.A. (2002). "Evolving Post-World War II U.S. Inflation Dynamics: Comment." En *NBER Macroeconomics Annual 2001*, editado por B. Bernanke y K. Rogoff. Cambridge, MA, EE.UU.: MIT Press.
- Sims, C.A. y T. Zha (2006). "Were There Regime Switches in U.S. Monetary Policy?" *American Economic Review* 96(1): 54–81.
- Söderström, U. (2002). "Monetary Policy with Uncertain Parameters." *Scandinavian Journal of Economics* 14(1): 125–45.
- Saint Amant, P. y S. van Norden (1998). "Measurement of the Output Gap: A Discussion of Recent Research at the Bank of Canada." Technical Report 79, Bank of Canada.
- Stoffer, D.S. y K.D. Wall (1991). "Bootstrapping State-Space Models: Gaussian Maximum Likelihood Estimation and the Kalman Filter." *Journal of the American Statistical Association* 86(416): 1024–33.
- Svensson, L.E.O. (1997). "Inflation Forecast Targeting: Implementing and Monitoring Inflation Targets." *European Economic Review* 41(6): 1111–46.
- Svensson, L.E.O. (1999). "Inflation Targeting: Some Extensions." *Scandinavian Journal of Economics* 101(3): 337–61.
- Svensson, L.E.O. (2000). "Open-Economy Inflation Targeting." *Journal of International Economics* 50(1): 155–83.
- Tetlow, R.J. y P. von zur Muehlen (2001). "Simplicity versus Optimality: The Choice of Monetary Policy Rules when Agents Must Learn." *Journal of Economic Dynamics and Control* 25(1–2): 245–79.
- Theil, H. (1964). *Optimal Decision Rules for Government and Industry*. Rand McNally.
- Walsh, C.E. (2004). "Implications of a Changing Economic Structure for the Strategy of Monetary Policy." Working Paper 1023, Center for International Economics, University of California, Santa Cruz.
- Wieland, V. (2000). "Monetary Policy, Parameter Uncertainty and Optimal Learning." *Journal of Monetary Economics* 46(1): 199–228.
- Zampolli, F. (2006). "Optimal Monetary Policy in a Regime-Switching Economy: The Response to Abrupt Shifts in Exchange Rate Dynamics." *Journal of Economic Dynamics and Control* 30(9–10): 1527–67.
- Zhang, W. y W. Semmler (2005). "Monetary Policy Rules under Uncertainty: Empirical Evidence, Adaptive Learning, and Robust Control." *Macroeconomic Dynamics* 9(5): 651–81.

APÉNDICE A

Análisis de Robustez de las Estimaciones con Datos en Tiempo Real usando Datos sin Ajuste Estacional y Ajustados mediante *Dummies* Estacionales

Los cuadros presentados en este apéndice proveen detalles adicionales de los resultados obtenidos en la estimación de la brecha del producto con datos en tiempo real, y la serie del producto sin ajuste estacional y ajustada mediante variables *dummy* estacionales.

CUADRO A1

Estadísticas Descriptivas de las Revisiones Totales en la Brecha del Producto usando Datos Sin Ajuste Estacional

Filtro	Promedio	Valor absoluto	Desviación estándar	Mínimo	Máximo
Hodrick-Prescott	-0.005	0.015	-0.036	0.031	0.331
Baxter-King	0.006	0.007	-0.008	0.023	0.722
Christiano-Fitzgerald	-0.013	0.009	-0.029	0.005	0.836
Tendencia cuadrática	-0.011	0.021	-0.050	0.033	0.676
Clark	0.001	0.006	-0.014	0.010	0.023

Fuente: Cálculos propios.

CUADRO A2

Estadísticas Descriptivas de las Medidas de Confiabilidad de las Estimaciones en Tiempo Real para los Distintos Filtros Alternativos usando Datos Sin Ajuste Estacional^a

Filtro	Correlación	N/S	OPSIGN	XSIZE
Hodrick-Prescott	0.773	0.754	0.286	0.536
Baxter-King	0.529	0.958	0.286	0.464
Christiano-Fitzgerald	0.244	1.290	0.393	0.821
Tendencia cuadrática	0.846	0.642	0.179	0.393
Clark	0.963	0.290	0.036	0.107

Fuente: Cálculos propios.

a. La primera columna presenta la correlación entre las series finales y en tiempo real para cada filtro. El indicador N/S es el ratio entre la desviación estándar de la revisión y la desviación estándar de la estimación final de la brecha del producto y es una aproximación al ratio ruido/señal. El indicador OPSIGN muestra la frecuencia en que las estimaciones de la brecha del producto en tiempo real tienen signo distinto al de las estimaciones con datos finales. El indicador XSIZE muestra la frecuencia en que la revisión en valor absoluto excede el valor absoluto de la brecha del producto estimada con datos finales.

CUADRO A3

Estadísticas Descriptivas de las Revisiones Totales en la Brecha del Producto con *Dummies* Estacionales

Filtro	Promedio	Valor absoluto	Desviación estándar	Mínimo	Máximo
Hodrick-Prescott	0.002	0.017	-0.034	0.031	0.260
Baxter-King	0.008	0.007	-0.002	0.019	0.874
Christiano-Fitzgerald	-0.011	0.010	-0.029	0.002	0.942
Tendencia cuadrática	-0.004	0.024	-0.051	0.046	0.521
Clark	0.005	0.007	-0.013	0.017	-0.063

Fuente: Cálculos propios.

CUADRO A4

Estadísticas Descriptivas de las Medidas de Confiabilidad de las Estimaciones en Tiempo Real para los Distintos Filtros Alternativos usando *Dummies* Estacionales^a

Filtro	Correlación	N/S	OPSIGN	XSIZE
Hodrick-Prescott	0.413	1.044	0.321	0.429
Baxter-King	0.646	0.772	0.321	0.500
Christiano-Fitzgerald	0.312	1.031	0.357	0.571
Tendencia cuadrática	0.745	0.771	0.179	0.321
Clark	0.932	0.367	0.071	0.214

Fuente: Cálculos propios.

a. La primera columna presenta la correlación entre las series finales y en tiempo real para cada filtro. El indicador N/S es el ratio entre la desviación estándar de la revisión y la desviación estándar de la estimación final de la brecha del producto y es una aproximación al ratio ruido-a-senal. El indicador OPSIGN muestra la frecuencia en que las estimaciones de la brecha del producto en tiempo real tienen signo distinto al de las estimaciones con datos finales. El indicador XSIZE muestra la frecuencia en que la revisión en valor absoluto excede al valor absoluto de la brecha del producto estimada con datos finales.

APÉNDICE B

Estimación basada en el filtro de Kalman y el algoritmo EM

El enfoque de estimación usado aquí sigue el procedimiento es dos etapas propuesto por Kim (2004, 2006). La primera etapa, descrita en el artículo, consiste en la estimación de modelo que instrumentaliza las variables endógenas usando el método máxima verosimilitud y el filtro de Kalman

convencional. La segunda etapa usa también el método de máxima verosimilitud pero combinando el filtro de Kalman con el algoritmo EM propuesto por Hamilton (1989, 1990). El algoritmo de esta última estimación está definido por el siguiente conjunto de ecuaciones (Kim y Nelson, 1999):

Filtro de Kalman

$$\beta_{t|t-1}^{(i,j)}, \mathbf{P}_{t|t-1}^{(i,j)}, \tau_{t|t-1}^{(i,j)}, f_{t|t-1}^{(i,j)}, \mathbf{H}_{t|t-1}^{(i,j)}.$$

Algoritmo EM

$$\Pr[S_t, S_{t-1} | \psi_{t-1}] = \Pr[S_t, S_{t-1}] \Pr[S_{t-1} | \psi_{t-1}];$$

$$f(x_t | \psi_{t-1}) = \sum_{S_t} \sum_{S_{t-1}} f(x_t | S_t, S_{t-1}, \psi_{t-1}) \Pr[S_t, S_{t-1} | \psi_{t-1}];$$

$$l(\theta) = l(\theta) + \ln[f(x_t | \psi_{t-1})];$$

$$\Pr[S_t, S_{t-1} | \psi_{t-1}] = \frac{f(x_t, S_t, S_{t-1}, \psi_{t-1})}{f(x_t | \psi_{t-1})} = \frac{f(x_t | S_t, S_{t-1}, \psi_{t-1}) \Pr[S_t, S_{t-1} | \psi_{t-1}]}{f(x_t | \psi_{t-1})}$$

$$\Pr[S_t | \psi_t] = \sum_{S_{t-1}} \Pr[S_t, S_{t-1} | \psi_t].$$

Aproximaciones

$$\beta_{t|t}^j = \frac{\sum_{i=1}^2 \Pr[S_{t-1} = i, S_t = j | \psi_t] \beta_{t|t}^{(i,j)}}{\Pr[S_t = j | \psi_t]};$$

$$\mathbf{P}_{t|t}^j = \frac{\sum_{i=1}^2 \Pr[S_{t-1} = i, S_t = j | \psi_t] \left[\mathbf{P}_{t|t}^{(i,j)} + (\beta_{t|t}^j - \beta_{t|t}^{(i,j)}) (\beta_{t|t}^j - \beta_{t|t}^{(i,j)})' \right]}{\Pr[S_t = j | \psi_t]}.$$

Función de Verosimilitud

$$l(\theta) = \sum_{t=1}^T \ln[f(x_t | \psi_{t-1})].$$

APÉNDICE C

Filtro de Kalman en presencia de Regresores Endógenos

Kim (2006) define el filtro de Kalman con regresores endógenos mediante el siguiente conjunto de ecuaciones:

$$\beta_{t|t-1} = E\left(\beta_t \mid \mathbf{w}_t, \mathbf{v}_t, \xi_t^*, \psi_{t-1}\right) = \beta_{t-1|t-1};$$

$$\mathbf{P}_{t|t-1} = \text{var}\left(\beta_t \mid \mathbf{w}_t, \mathbf{v}_t, \xi_t^*, \psi_{t-1}\right) = \mathbf{P}_{t-1|t-1} + \mathbf{Q}_\eta;$$

$$\tau_{t|t-1} = x_t - E\left(x_t \mid \mathbf{w}_t, \mathbf{v}_t, \xi_t^*, \psi_{t-1}\right) = x_t - (\mathbf{w}_t, \mathbf{v}_t)' \beta_{t-1|t-1} - \xi_t^{*'} \rho \sigma_\varepsilon;$$

$$\mathbf{H}_{t|t-1} = \text{var}\left(x_t \mid \mathbf{w}_t, \mathbf{v}_t, \xi_t^*, \psi_{t-1}\right) = (\mathbf{w}_t, \mathbf{v}_t)' \mathbf{P}_{t|t-1} (\mathbf{w}_t, \mathbf{v}_t) + (1 - \rho' \rho) \sigma_\varepsilon^2;$$

$$\beta_{t|t} = E\left(\beta_t \mid \mathbf{w}_t, \mathbf{v}_t, \xi_t^*, \psi_{t-1}\right) = \beta_{t|t-1} + \mathbf{P}_{t|t-1} (\mathbf{w}_t, \mathbf{v}_t) \mathbf{H}_{t|t-1}^{-1} \tau_{t|t-1};$$

$$\mathbf{P}_{t|t} = \text{var}\left(\beta_t \mid \mathbf{w}_t, \mathbf{v}_t, \xi_t^*, \psi_{t-1}\right) = \mathbf{P}_{t|t-1} - \mathbf{P}_{t|t-1} (\mathbf{w}_t, \mathbf{v}_t) \mathbf{H}_{t|t-1}^{-1} (\mathbf{w}_t, \mathbf{v}_t)' \mathbf{P}_{t|t-1}.$$

APÉNDICE D

Función de Verosimilitud

Kim y Nelson (1999) definen la función de verosimilitud como sigue:

$$\begin{aligned} f(x_t \mid \psi_{t-1}) &= \sum_{i=1}^2 \sum_{j=1}^2 f(x_t, S_t = i, S_{t-1} = j \mid \psi_{t-1}) \\ &= \sum_{i=1}^2 \sum_{j=1}^2 f(x_t \mid S_t = i, S_{t-1} = j \mid \psi_{t-1}) \Pr[S_t = i, S_{t-1} = j \mid \psi_{t-1}], \end{aligned}$$

donde

$$f(x_t \mid S_t = i, S_{t-1} = j, \psi_{t-1}) = (2\pi)^{-\frac{N}{2}} \left| f_{t|t-1}^{(i,j)} \right|^{-\frac{1}{2}} \exp\left\{-\frac{1}{2} \tau_{t|t-1}^{(i,j)}, f_{t|t-1}^{(i,j)-1} \tau_{t|t-1}^{(i,j)}\right\}.$$

APÉNDICE E

Descomposición *Bootstrap* de la Varianza Condicional del Error de Predicción

El cuadro E1 presenta los resultados *bootstrap* de la descomposición de la varianza condicional del error de predicción para los tres modelos (estimación media e intervalos de confianza al 95%). El mismo cuadro también presenta, para fines de comparación, los resultados hallados bajo el supuesto de errores

gaussianos en la estimación. El remuestreo *bootstrap* se realizó siguiendo las metodologías de Stoffer y Wall (1991) para modelos en estado-espacio que usan el filtro de Kalman, y la de Psaradakis (1998) para el muestreo de errores en presencia de cambios de régimen tipo Markov.

CUADRO E1

Descomposición *Bootstrap* de la Varianza Condicional del Error de Predicción

Variable y periodo	Errores Gaussianos				<i>Bootstrap</i>				
	Parámetros que varían en el tiempo		Parámetros que varían en el tiempo		Markov		Total		
	Markov	Total	Intervalo de confianza al 0.95	Media	Intervalo de confianza al 0.95	Media	Intervalo de confianza al 0.95		
A. Brecha del producto									
1993-95	0.00424	0.02566	0.02990	0.00585	[0.00572, 0.00598]	0.05667	[0.05542, 0.05790]	0.06251	[0.06119, 0.06384]
1996-98	0.00353	0.01881	0.02234	0.00548	[0.00533, 0.00564]	0.02330	[0.02264, 0.02401]	0.02878	[0.02796, 0.02961]
1999-2006	0.00208	0.01616	0.01824	0.00193	[0.00188, 0.00197]	0.01807	[0.01749, 0.01870]	0.02000	[0.01938, 0.02066]
Muestra total	0.00279	0.01842	0.02121	0.00342	[0.00334, 0.00351]	0.02596	[0.02524, 0.02671]	0.02938	[0.02860, 0.03020]
B. Tasa de inflación									
1993-95	0.01172	0.01428	0.02599	0.01204	[0.01199, 0.01207]	0.06555	[0.02062, 0.15871]	0.07758	[0.03267, 0.18638]
1996-98	0.00612	0.01099	0.01711	0.00588	[0.00586, 0.00590]	0.04010	[0.01541, 0.09914]	0.04598	[0.02129, 0.09725]
1999-2006	0.00337	0.00869	0.01205	0.00289	[0.00288, 0.00291]	0.02381	[0.01130, 0.04950]	0.02670	[0.01420, 0.05276]
Muestra total	0.00545	0.01019	0.01563	0.00516	[0.00514, 0.00518]	0.03479	[0.01386, 0.07986]	0.03996	[0.01903, 0.08616]
C. Tipo de cambio real									
1993-95	0.54577	10.54444	11.09022	0.81944	[0.77777, 0.86192]	9.21296	[9.02628, 9.40670]	10.03222	[9.83458, 10.24011]
1996-98	0.37324	10.46275	10.83625	0.74982	[0.70561, 0.79519]	9.20454	[9.01600, 9.39305]	9.95438	[9.75733, 10.16217]
1999-2006	0.56164	10.58610	11.14777	0.91215	[0.86287, 0.96336]	9.19028	[8.99863, 9.38625]	10.10250	[9.89786, 10.31116]
Muestra total	0.51542	10.55042	11.06592	0.85864	[0.81185, 0.90699]	9.19750	[9.00743, 9.39136]	10.05616	[9.85448, 10.26448]

Fuente: Cálculos propios.