

Banco de México
Documentos de Investigación

Banco de México
Working Papers

N° 2007-04

**Modelación Recursiva Gruesa y la Decisión de Política
Monetaria en Mexico**

Arnulfo Rodríguez
Banco de México

Pedro N. Rodríguez
Universidad Complutense de Madrid

Marzo 2007

La serie de Documentos de Investigación del Banco de México divulga resultados preliminares de trabajos de investigación económica realizados en el Banco de México con la finalidad de propiciar el intercambio y debate de ideas. El contenido de los Documentos de Investigación, así como las conclusiones que de ellos se derivan, son responsabilidad exclusiva de los autores y no reflejan necesariamente las del Banco de México.

The Working Papers series of Banco de México disseminates preliminary results of economic research conducted at Banco de México in order to promote the exchange and debate of ideas. The views and conclusions presented in the Working Papers are exclusively the responsibility of the authors and do not necessarily reflect those of Banco de México.

Modelación Recursiva Gruesa y la Decisión de Política Monetaria en Mexico^{*}

Arnulfo Rodríguez[†]
Banco de México

Pedro N. Rodríguez[‡]
Universidad Complutense de Madrid

Resumen

La decisión de política monetaria es la preocupación más importante de los bancos centrales. Sin embargo, esta decisión siempre está confrontada, *inter alia*, con dos aspectos relevantes de política económica: la inestabilidad paramétrica y la incertidumbre de modelo. Este documento toma en cuenta ambos tipos de incertidumbre y utiliza una clase de modelos muy específica en un contexto de control óptimo. Para el caso de políticas óptimas cuyos primeros dos momentos son similares a los de la tasa de interés nominal observada en México, demostramos que la modelación recursiva gruesa da una mejor aproximación que la modelación recursiva delgada. Complementamos el trabajo previo en la literatura al evaluar la utilidad de la modelación recursiva gruesa y la modelación recursiva delgada en términos de la pronosticabilidad de la dirección de cambio.

Palabras Clave: Política macroeconómica, Incertidumbre de modelo, Control óptimo, Política monetaria, Inflación por objetivos.

^{*}Le agradecemos a Jéssica Roldán y Julio Pierre-Audain por familiarizarnos con herramientas analíticas y computacionales de suma importancia para esta investigación. Fidel González hizo comentarios útiles para mejorar la organización del contenido de este documento. Alejandro Díaz de León, Alberto Torres, Ana María Aguilar, Emilio Fernández-Corugedo, Carlos Capistrán, Alejandro Gaytán, y otros participantes del seminario semanal del Banco de México hicieron sugerencias relevantes para mejorar la primera versión de este documento. Pedro N. Rodríguez reconoce agradecidamente el apoyo financiero de CONACYT, México (Beca: 170328).

[†] Dirección General de Investigación Económica. Email: arodriguez@banxico.org.mx.

[‡] Departamento de Investigación Operativa y Estadística de la Universidad Complutense de Madrid. Email: email@pnrodriguez.com.

INTRODUCCIÓN

Tanto académicos como hacedores de política durante mucho tiempo han centrado su atención en el papel que juega la incertidumbre sobre la regla óptima de política monetaria. De acuerdo a Chatfield (1995), típicamente existen tres fuentes de incertidumbre en los modelos económicos:¹ (a) la incertidumbre con respecto a la estructura del modelo, (b) la incertidumbre con respecto a las estimaciones de los parámetros del modelo (suponiendo que conocemos la estructura del modelo) y, finalmente, (c) las variaciones aleatorias no explicadas en las variables observadas aún cuando conocemos la estructura del modelo y los valores de los parámetros del modelo. Al utilizar una clase de modelos muy particular en un contexto de control óptimo, nuestra investigación indica que la incertidumbre sobre la estructura del modelo juega un papel relevante para entender la evolución de la tasa de interés nominal en México.² En particular, encontramos una mejor aproximación a la tasa de interés nominal histórica reciente en México cuando logramos ponderar y diseminar la incertidumbre de modelo en comparación con el caso en el que se falla en diseminar la incertidumbre de modelo. Para movimientos a la baja en la tasa de interés nominal, pruebas adicionales muestran que los mejores pronósticos se obtienen cuando logramos diseminar la incertidumbre de modelo. Sin embargo, tal diseminación no implica mejores pronósticos cuando los movimientos son a la alza.

Este documento de investigación se encuentra estrechamente relacionado con la literatura que trata con parámetros inestables y problemas de incertidumbre en modelos econométricos. Pesaran y Timmermann (1995) proponen un enfoque para tratar con la inestabilidad de parámetros y la no linealidad en un contexto de modelos pequeños. Los autores dan tratamiento a estos problemas mediante el uso de la *modelación recursiva*. Favero y Milani (2005) utilizan la *modelación recursiva gruesa* para la decisión de política monetaria en los Estados Unidos, lo cual complementa el trabajo de Pesaran y Timmermann (1995) con la *modelación gruesa* propuesta por Granger y Jeon (2004). Favero y Milani (2005) encuentran que la *modelación recursiva gruesa* genera tasas de

¹ Ver Hodges (1987) y Chatfield (1995) para más información sobre incertidumbre estructural.

² En lo que sigue, la incertidumbre sobre la estructura del modelo es definida como “incertidumbre de modelo”.

política óptima que rastrean mejor las tasas observadas en comparación con una especificación de parámetros constante sin ningún rol para la incertidumbre de modelo. En este documento de investigación no se le da tratamiento a otros tipos de incertidumbre, como aquellos definidos por Jenkins y Longworth (2002) donde la incertidumbre proviene de choques aditivos, duración de los choques y datos. Tampoco incorporamos directamente la incertidumbre de parámetros a la Brainard (1967) para determinar su efecto en la política óptima. Söderström (2002) estudia el efecto de la incertidumbre sobre el parámetro de persistencia de la inflación en la regla óptima. El otro enfoque para tratar con la incertidumbre de modelo es el control robusto como en Hansen y Sargent (2003), y Onatski y Stock (2002). Tal como en Favero y Milani (2005), nuestro enfoque para tratar con la incertidumbre no es óptimo. Sin embargo, este modelo nos permite tener una aproximación práctica para derivar la regla óptima de política bajo incertidumbre de modelo.

En este documento de investigación, analizamos la política monetaria óptima en México para ponderar la relevancia de la inestabilidad de parámetros y la incertidumbre de modelo. Siguiendo a Favero y Milani (2005), implementamos la *modelación recursiva gruesa*. Nuestro ejercicio debe ser considerado de tipo exploratorio ya que nos restringimos a utilizar una clase muy específica de modelos, con solamente curvas IS y de Phillips con visión-atrasada, reglas óptimas derivadas bajo el supuesto de parámetros constantes a través del tiempo, y, como se mencionó anteriormente, tratamiento sub-óptimo de la incertidumbre. Siguiendo a Favero y Milani (2005), nosotros generamos 2^k modelos en cada periodo al hacer todas las posibles combinaciones de un conjunto de k regresores. Esto nos permite considerar la incertidumbre en el número de rezagos con los que las variables relevantes entran en la brecha del producto y la inflación subyacente. El criterio de Información Bayesiana de Schwarz (BIC por sus siglas en inglés), la R^2 ajustada y la Validación Cruzada son los tres criterios estadísticos usados para ordenar todos los modelos generados para la brecha del producto y la inflación subyacente. Para los modelos ordenados de acuerdo con el criterio de Validación Cruzada, utilizamos un modelo benchmark con el propósito de eliminar más modelos. Obtenemos promedios aritméticos y ponderados de todas las tasas de interés nominales óptimas correspondientes a los modelos que sobrevivieron. Finalmente, implementamos el estadístico *sign test* de Diebold y

Mariano (1995), y también replicaciones bootstrap así como pruebas de desempeño predictivo de dirección-de-cambio para comparar nuestro caso específico con el resto de los casos. Estos últimos son definidos por diferentes combinaciones de pesos para los castigos en la función de pérdidas utilizada por los hacedores de política cuando fijan tasas de interés nominales.

Al implementar el estadístico *sign test* de Diebold y Mariano (1995), y utilizando técnicas de remuestreo, encontramos que, condicionado a la clase específica de modelos utilizados, los hacedores de política que toman en cuenta la incertidumbre de modelo hacen un mejor rastreo de la tasa de interés nominal histórica en México durante el periodo Enero 2001-Junio 2004. En otras palabras, la *modelación recursiva gruesa* rastrea la tasa de interés nominal observada de mejor forma que la *modelación recursiva delgada*.

Además, complementamos trabajos previos al evaluar la utilidad tanto de la *modelación recursiva gruesa* como de la *modelación recursiva delgada* en términos de la pronosticabilidad de la dirección-de-cambio. Para movimientos a la baja en la tasa de interés nominal, pruebas adicionales muestran que los mejores pronósticos se obtienen cuando logramos diseminar la incertidumbre de modelo. Sin embargo, tal diseminación no implica mejores pronósticos cuando los movimientos son a la alza.

El documento está organizado de la siguiente manera. En la Sección 1, se presenta el planteamiento del modelo básico macroeconómico. En la Sección 2, la inestabilidad de parámetros y el problema de ordenar los modelos son revelados, el modelo de economía abierta es presentado y algunas definiciones son dadas. La Sección 3 presenta el marco de la política monetaria óptima, seis combinaciones de los pesos para las penalidades impuestas por el hacedor de política, y los procedimientos que se utilizarán para reducir el número de modelos. En la Sección 4, los resultados de optimalidad, con y sin la incorporación de la incertidumbre de modelo, son mostrados para cada una de las seis diferentes combinaciones en los pesos para las penalidades. La Sección 5 pondera el desempeño de generalización de los modelos y elimina aquéllos que no son capaces de vencer a un modelo benchmark. La Sección 6 compara estadísticamente el desempeño de

un resultado particular de optimalidad con los resultados que se derivan de otras combinaciones en los pesos para las penalidades. Muestra los resultados de pronosticabilidad de dirección-de-cambio y el efecto de las distribuciones de clase test-set sobre los errores cuadráticos medios. Finalmente, la Sección 7 concluye.

1. MODELO BÁSICO MACROECONÓMICO

Nuestro modelo básico es una versión modificada del marco dinámico de oferta agregada-demanda agregada usada por Rudebusch y Svensson (1999). El marco teórico original fue modificado para incluir variables de una economía abierta. Por ningún motivo, el modelo básico debe ser visto como el mejor modelo. Nosotros intentamos seguir en la medida de lo posible las especificaciones del modelo en Rudebusch y Svensson (1999) al momento de elegir los regresores. La propiedad de homogeneidad dinámica es impuesta en la curva Phillips para la inflación subyacente, y es similar a la que utilizó Contreras y García (2002).³ La curva IS es similar a aquella usada por Ball (1999). Las ecuaciones que se utilizaron se muestran a continuación:

$$\pi_t^c = \beta_1 \pi_{t-1}^c + \beta_2 x_{t-2} + (1 - \beta_1) deinf eu_t + \varepsilon_t^\pi \quad (1)$$

$$x_t = \gamma_0 + \gamma_1 x_{t-1} + \gamma_2 x_{t-1}^{us} + \gamma_3 ltc r_t + \gamma_4 r_{t-1} + \varepsilon_t^x \quad (2)$$

La ecuación (1) es una curva Phillips para una economía abierta donde la inflación subyacente π_t^c se ve afectada por su propio rezago π_{t-1}^c , el segundo rezago de la brecha del producto x_{t-2} , y la suma de la depreciación porcentual para el tipo de cambio nominal contemporáneo y la inflación externa $deinf eu_t$. Imponemos la condición de homogeneidad dinámica en la Ecuación (1) con el propósito de garantizar la neutralidad de la inflación de largo plazo en el producto.⁴

³ Contrariamente a la curva de Phillips utilizada por dichos autores, nuestra curva no posee un componente de visión-adelantada en la inflación. Las razones para no incluir variables con visión-adelantada se darán en las siguientes secciones.

⁴ Los datos fueron obtenidos del Banco de México. Las brechas del producto son desviaciones porcentuales del Índice General de la Actividad Económica (IGAE) ajustado por estacionalidad, y del

La ecuación (2) es una ecuación IS para una economía abierta donde la brecha del producto x_t se ve afectada por su propio rezago x_{t-1} , el rezago para la brecha en el producto de Estados Unidos x_{t-1}^{us} , el rezago de la tasa de interés real ex-post r_{t-1} , y el logaritmo natural del valor contemporáneo para el tipo de cambio real $lucr_t$. ε_t^π y ε_t^x son los choques de ruido blanco que afectan respectivamente a la inflación y la brecha del producto. Usamos datos mensuales para la inflación, la brecha del producto, el tipo de cambio real y la tasa de interés real ex-post.

Inicialmente, se asume que este modelo sencillo contiene la representación correcta de la economía, y que los parámetros del modelo son constantes a lo largo del tiempo.

2. INESTABILIDAD PARAMÉTRICA

Usando datos mensuales para la economía Mexicana durante el periodo 1996:09-2004:06, las ecuaciones estimadas son las siguientes:⁵

$$\pi_t^c = 0.980553 \pi_{t-1}^c - 0.001480 x_{t-2} + 0.019446 \text{de inf } eu_t + \varepsilon_t^\pi \quad (3)$$

(0.0000) (0.8593)

$$x_t = 0.221060 + 0.528036 x_{t-1} + 0.336692 x_{t-1}^{us} + 0.042619 lucr_t - 0.036376 r_{t-1} + \varepsilon_t^x \quad (4)$$

(0.1773) (0.0000) (0.0000) (0.9552) (0.0385)

Para evaluar la inestabilidad potencial de los parámetros, re-estimamos cada ecuación al considerar dos diferentes sub-muestras. Para la ecuación correspondiente a la inflación subyacente, las estimaciones realizadas en las sub-muestras generan:

Índice de Producción Industrial para los Estados Unidos ajustado por estacionalidad, con respecto a su producto potencial. El producto potencial representa un promedio de una tendencia lineal y un filtro de Hodrick-Prescott. El log del tipo de cambio real es el logaritmo natural del índice del tipo de cambio real Estados Unidos-México (1997 = 1.0). La tasa de interés nominal mensual fue obtenida de CETES a 28-días del gobierno mexicano.

⁵ Los valores entre paréntesis son valores-p. Mostramos únicamente dos valores-p en las ecuaciones (3), (5) y (6) porque imponemos la propiedad de homogeneidad dinámica en las variables explicativas nominales.

$$1996:10 - 1999:05 \quad \pi_t^c = 0.950851\pi_{t-1}^c - 0.002188x_{t-2} + 0.049148deinf eu_t + \varepsilon_t^\pi \quad (5)$$

(0.0000) (0.9394)

$$1999:06 - 2004:06 \quad \pi_t^c = 1.008711\pi_{t-1}^c - 0.006685x_{t-2} - 0.008710deinf eu_t + \varepsilon_t^\pi \quad (6)$$

(0.0000) (0.2092)

Para la ecuación correspondiente a la brecha del producto, las estimaciones realizadas en las sub-muestras generan:

1996:09 - 1999:12

$$x_t = 0.301036 + 0.588008x_{t-1} + 0.069202x_{t-1}^{us} - 2.893024lucr_t - 0.030888r_{t-1} + \varepsilon_t^x \quad (7)$$

(0.1675) (0.0001) (0.5394) (0.1731) (0.2263)

2000:01 - 2004:06

$$x_t = -0.752512 + 0.115780x_{t-1} + 0.620912x_{t-1}^{us} - 4.185126lucr_t + 0.007044r_{t-1} + \varepsilon_t^x \quad (8)$$

(0.0355) (0.3548) (0.0000) (0.0150) (0.7830)

Tomamos estos resultados como un indicador de inestabilidad de los parámetros de relevancia económica. Al realizar una prueba de Chow de la hipótesis nula de estabilidad de parámetros en la ecuación de la brecha del producto, para el periodo 2000:01 rechazamos la hipótesis de no punto de quiebre al 5% de nivel de significancia. Haciendo lo mismo para la ecuación de la inflación subyacente, para el periodo 1999:06 también rechazamos la hipótesis de no punto de quiebre al 5% de nivel de significancia. Sin embargo, debido a que las varianzas de los residuales para cada una de las sub-muestras son significativamente diferentes, una prueba de Chow no continúa siendo satisfactoria. Por lo tanto, realizamos una prueba Wald, tal como fue sugerido por Watt (1979) y Honda (1982), que ofrece evidencia concluyente en contra de la estabilidad de la inflación subyacente: rechazamos la hipótesis de parámetros iguales al 5% de nivel de significancia.⁶

Las estimaciones subsecuentes se obtienen usando una ventana móvil de tamaño fijo y tomando en cuenta la propiedad de homogeneidad dinámica, así como algunas

⁶ La evidencia en contra de la estabilidad de la inflación subyacente probablemente refleja el periodo de desinflación a finales de la década de los noventa. En efecto, Chiquiar, Noriega y Ramos-Francia (2006) encontraron un cambio en persistencia de la inflación subyacente en Abril 2001.

restricciones para los parámetros que reflejan algunos de los supuestos acerca de los valores de largo plazo para la tasa de interés real y el tipo de cambio real. Lo segundo implica que todos los modelos comparten las mismas propiedades en el estado estacionario. El tamaño de la ventana es igual a cincuenta y dos observaciones y no proviene de un procedimiento de optimización. Nosotros utilizamos datos mensuales para el periodo Septiembre 1996-Mayo 2004.⁷ Las estimaciones para el primer periodo se obtienen con datos desde Septiembre 1996 a Diciembre 2000. Cuando utilizamos una ventana fija móvil, obtenemos todas las tasas de interés nominal para cada modelo para cada uno de los cuarenta y dos periodos comenzando en Enero 2001 y finalizando en Junio 2004. Estas tasas de interés nominales óptimas representan pronósticos de un paso hacia adelante debido a que estamos imitando a un hacedor de política que minimiza su función cuadrática estándar sujeta a las especificaciones estimadas con todos los datos disponibles hasta ese momento.

Las complicaciones técnicas de permitir componentes forward-looking en la ecuación correspondiente al tipo de cambio real hace que sea difícil considerar la incertidumbre concerniente a esta especificación en particular.⁸ En otras palabras, estimar los modelos derivados de todas las posibles combinaciones de k regresores puede ser laborioso cuando se utiliza GMM para especificaciones de variables forward-looking. Por la misma razón, únicamente usamos las curvas IS y Phillips que no son híbridas.

La *modelación recursiva* es implementa al considerar las siguientes especificaciones:

$$\pi_i^c = \beta_1 \pi_{i-1}^c + \beta_i' \mathbf{X}_{t,i}^1 + u_{t,i}^1, \quad (9)$$

$$x_t = \gamma_0 + \gamma_1 x_{t-1} + \gamma_i' \mathbf{X}_{t,i}^2 + u_{t,i}^2, \quad (10)$$

Donde $\mathbf{X}_{t,i}^1$, $\mathbf{X}_{t,i}^2$ son $(k_i \times 1)$ vectores de regresores obtenidos como un subconjunto del conjunto base de regresores \mathbf{X}_t^1 , \mathbf{X}_t^2

⁷ Los modelos que utilizamos no nos permiten capturar el periodo de desinflación a finales de la década de los noventa. Consecuentemente, no descartamos modelos basándonos en coeficientes con signo erróneo de acuerdo con la teoría económica.

⁸ Decidimos utilizar la condición de paridad de tasas de interés con *overshooting* rezagado para el tipo de cambio real similar al de Eichenbaum y Evans (1995), y Gourinchas y Tornell (1996).

$$\mathbf{X}_t^1 = [\pi_{t-2}^c \quad \pi_{t-3}^c \quad x_t \quad x_{t-1} \quad x_{t-2} \quad x_{t-3} \quad \text{deinfeu}_t \quad \text{deinfeu}_{t-1} \quad \text{deinfeu}_{t-2} \quad \text{deinfeu}_{t-3}]$$

$$\mathbf{X}_t^2 = [x_{t-2} \quad x_{t-3} \quad x_{t-1}^{us} \quad x_{t-2}^{us} \quad \text{ltcr}_t \quad \text{ltcr}_{t-1} \quad r_{t-1} \quad r_{t-2} \quad r_{t-3} \quad r_{t-4}]$$

donde $k_i = \mathbf{e}'\mathbf{u}_i$, \mathbf{e} es un vector $(k \times 1)$ de unos, y \mathbf{u}_i es un vector de selección $(k \times 1)$ compuesto por ceros y unos, donde el número uno en su elemento j significa que el regresor j está incluido en el modelo. Todas las variables se definen como anteriormente se explicó y $r_t = i_t - 12\pi_t$ se expresa en porcentaje anual. El primer rezago para cada variable dependiente siempre se incluye en las especificaciones. Incertidumbre en la especificación de los rezagos implica que el hacedor de política busca en un total de $2^{10} = 1024$ especificaciones para seleccionar las ecuaciones relevantes correspondientes a la brecha del producto y la inflación subyacente para cada periodo.⁹ El criterio de selección está basado en la R^2 ajustada, la Información Bayesiana de Schwarz (BIC) y la Validación Cruzada. La fórmula para BIC es obtenida de Bossaerts y Hillion (1999).

El resto de las especificaciones para las otras variables se obtiene de Roldán-Peña (2005), y están dadas por las siguientes:

$$\text{ltcr}_t = \alpha_1(\text{ltcr}_{t-1}) + \alpha_2 \left(\text{ltcr}_{t+1}^e + \frac{(r_t^{us} - r_t)}{1200} \right) + v_t \quad (11)$$

$$\pi_t^{nc} = d_0 + d_1\pi_{t-1}^{nc} + w_t \quad (12)$$

$$\pi_t = \lambda\pi_t^c + (1 - \lambda)\pi_t^{nc} \quad (13)$$

$$de_t + \pi_t^{us} = \text{dtcr}_t + \pi_t \quad (14)$$

y el sistema VAR(2) para las variables exógenas externas:

$$\pi_t^{us} = a_0 + a_1\pi_{t-1}^{us} + a_2\pi_{t-2}^{us} + a_3x_{t-1}^{us} + a_4x_{t-2}^{us} + a_5i_{t-1}^{us} + a_6i_{t-2}^{us} + \mathcal{G}_t \quad (15)$$

$$x_t^{us} = b_0 + b_1\pi_{t-1}^{us} + b_2\pi_{t-2}^{us} + b_3x_{t-1}^{us} + b_4x_{t-2}^{us} + b_5i_{t-1}^{us} + b_6i_{t-2}^{us} + s_t \quad (16)$$

$$i_t^{us} = c_0 + c_1\pi_{t-1}^{us} + c_2\pi_{t-2}^{us} + c_3x_{t-1}^{us} + c_4x_{t-2}^{us} + c_5i_{t-1}^{us} + c_6i_{t-2}^{us} + z_t \quad (17)$$

⁹ Debido a que la inflación subyacente refleja el comportamiento de la inflación de largo plazo, no analizamos la incertidumbre en el número de rezagos a incluir en la especificación de la inflación no subyacente.

Las Ecuaciones (11)-(14) representan las especificaciones de la dinámica para el tipo de cambio real, la inflación no subyacente mensual, la inflación general mensual como una suma ponderada de sus componentes subyacentes y no subyacentes, y la condición de paridad de poder de compra, respectivamente. El sistema VAR(2) representa las dinámicas para la inflación general mensual de los Estados Unidos, la brecha del producto de los Estados Unidos, y la tasa de interés nominal obtenida del T-bill de 3-meses de los Estados Unidos. Ver Roldán-Peña (2005) para la estimación de las Ecuaciones (11)-(17). Es importante reconocer que el sistema de ecuaciones presentado aquí no necesariamente está capturando el mecanismo de transmisión de la política monetaria en México.¹⁰

Tomamos en consideración únicamente 960 modelos de todas las posibles combinaciones de 10 regresores para las ecuaciones de la inflación subyacente y la brecha del producto. Este es el caso debido a que los 2^6 modelos resultantes de no tener las variables r_{t-1} , r_{t-2} , r_{t-3} y r_{t-4} son descartados como posibles especificaciones para la brecha del producto. Similarmente, los 2^6 modelos resultantes de no tener las variables x_t , x_{t-1} , x_{t-2} y x_{t-3} son eliminados del conjunto de posibles especificaciones para la inflación subyacente. Esto se hace con el propósito de tomar en cuenta únicamente modelos que hacen que la política monetaria sea relevante para el control de la inflación.

Finalmente, combinamos las especificaciones para la brecha del producto y la inflación subyacente de acuerdo con su orden, dado por BIC, por la R^2 ajustada o la Validación Cruzada— p.ej. la mejor especificación para la brecha del producto con la mejor especificación para la inflación subyacente, la segunda mejor especificación para la brecha del producto con la segunda mejor especificación de la inflación subyacente, etc. En general, esos criterios producirán diferentes órdenes y esta situación le confiere importancia a todas las especificaciones. Aún cuando la incertidumbre considerada se relaciona únicamente a la estructura dinámica de la economía (de este modo omite otros factores que puedan estar influyendo la incertidumbre), la ventaja de este enfoque es que nos permite tomar en cuenta el número de rezagos con los cuales la política monetaria afecta a la economía.

¹⁰ Ver Gaytán-González y González-García (2006) para aprender acerca de los cambios en el mecanismo de transmisión de la política monetaria en México.

Una vez que se han estimado todos los posibles modelos, un criterio estadístico es utilizado para seleccionar al mejor modelo en cada periodo (*modelación recursiva delgada*). Alternativamente, la información de todo el conjunto de modelos puede ser usado en cada periodo (*modelación recursiva gruesa*).¹¹

La modelación delgada descarta todos menos uno de los modelos para cada variable dependiente, dejando fuera del proceso de decisión la información contenida en los $(2^k - 1) * 2$ modelos, debido a que la incertidumbre acerca del número de rezagos aplica únicamente a las especificaciones de la brecha del producto y la inflación subyacente. Si bien el modelo seleccionado es el mejor de acuerdo con algún criterio, confiar exclusivamente en él significa que el hacedor de política no considera la incertidumbre proveniente de parámetros inestables ni de la especificación de modelo.

Un problema acerca de la (*modelación delgada*) señalado por Favero y Milani (2005) tiene que ver con la falta de concordancia entre los órdenes de los modelos obtenidos por diferentes criterios estadísticos. Las Figuras 1 y 2 muestran diagramas de dispersión para los modelos ordenados de acuerdo con la R^2 ajustada y el criterio BIC para todas las 960 especificaciones de la inflación subyacente y la brecha del producto, respectivamente.

Las Figuras 1 y 2 muestran que la falta de concordancia entre el orden de los modelos también está presente. En nuestro caso, por ejemplo, el mejor modelo para la brecha del producto de acuerdo con la R^2 ajustada (BIC) se encuentra en el lugar 17 (162) de acuerdo con el criterio BIC (R^2 ajustada). En cuanto a la inflación subyacente, el mejor modelo de acuerdo con R^2 ajustada coincide con el mejor modelo en el orden correspondiente al criterio BIC. Sin embargo, cualquier criterio de selección dado es

¹¹ *La modelación recursiva gruesa* involucra estimar todos los 960 modelos y tomar únicamente los sobrevivientes para tratar el problema de la incertidumbre de modelo en cada punto en el tiempo (en promedio, 720 modelos fueron descartados cada mes). En lugar de escoger sólo un modelo, utilizamos dos técnicas de promedio para incluir la información de todos los modelos. Calculamos un promedio de modelos con pesos iguales para cada modelo, y un promedio ponderado de modelos, en donde los pesos varían de acuerdo al BIC, la R^2 ajustada o al criterio de Validación Cruzada. Es decir, de acuerdo con esta última técnica de promedio, los mejores modelos son aquéllos con mayores pesos.

propenso a generar pequeñas diferencias, es decir estadísticamente insignificativas entre los mejores modelos. Dell'Aquila y Ronchetti (2004) encontraron que el orden de los modelos no es confiable en el sentido de que el conjunto de modelos indistinguibles puede ser grande.¹²

Consecuentemente, decidir entre qué modelo elegir es difícil. Una forma de evaluar la importancia de la decisión consiste en encontrar que tan robustos son los parámetros clave a lo largo del tiempo y en las 960 especificaciones. Las figuras 3, 4 y 5 muestran la variación de los coeficientes de largo plazo para la tasa de interés real, la brecha del producto de los Estados Unidos, y la inflación importada a lo largo del tiempo y en las especificaciones.¹³ La línea punteada y la línea sólida ubicadas en el área gris indican el promedio de los coeficientes de largo plazo en las 960 especificaciones y los coeficientes de largo plazo dados por el mejor modelo, respectivamente.

En la siguiente sección encontraremos qué tan relevante es el rango para aquellos coeficientes para la política óptima.

3. POLÍTICA MONETARIA ÓPTIMA

Para ponderar el impacto de la *modelación recursiva gruesa*, calculamos la trayectoria óptima de la tasa de interés nominal basándonos en las siguientes opciones de modelos:

- a) *Modelación recursiva delgada*: El modelo con la mejor R^2 ajustada en cada periodo.
- b) *Modelación recursiva delgada*: El modelo con el mejor BIC en cada periodo.
- c) *Modelación recursiva delgada*: El mejor modelo de acuerdo con el criterio de Validación Cruzada en cada periodo.

¹² El orden de los modelos posee algunas dificultades por las razones anteriormente mencionadas. El orden de los parámetros se ha llevado a cabo en otros contextos. Ver Kosowski, Timmermann, White y Wenders (2006).

¹³ Los coeficientes de largo plazo se obtienen al sumar todos los coeficientes de la variable correspondiente para cada especificación.

- d) *Modelación recursiva gruesa*: El promedio (simple o ponderado) de la política monetaria óptima derivado de todas las especificaciones para cada criterio estadístico.

El hacedor de política minimiza una función de pérdidas intertemporal de la forma:

$$L_t = E_t \left\{ \sum_{i=0}^{\infty} \beta^i \left[(1-\phi) [\alpha (12\pi_{t+i} - \pi^*)^2 + (1-\alpha) y_{t+i}^2] + \phi (i_{t+i} - i_{t-1+i})^2 \right] \right\} \Big| \mathbf{M} \quad (18)$$

La función de pérdidas es cuadrática en las desviaciones del producto y la inflación con respecto a sus metas, e incluye un castigo por la variabilidad del instrumento de política.¹⁴ Es importante señalar que esta función de pérdidas en particular pertenece al tipo de forma reducida, no proviene de fundamentos microeconómicos. La ponderación α de la función de pérdidas representa el peso relativo de la estabilización en la inflación respecto a la estabilización de la brecha del producto (la suma de los pesos es normalizada a uno). Adicionalmente, la otra ponderación ϕ simboliza el peso relativo del suavizamiento de la tasa de interés con respecto a la estabilización de la inflación y del producto (también normalizado a uno). El problema de minimización del hacedor de política está condicionado al conjunto \mathbf{M} , el cual consiste en 2^k especificaciones.

Procedemos a resolver el problema de optimización bajo diferentes supuestos concernientes a las ponderaciones en la función de pérdidas con el objeto de evaluar qué alternativa entrega el mejor desempeño en cuanto a rastrear la tasa de interés nominal observada. Calculamos la regla de política monetaria óptima obtenida de la *modelación recursiva delgada* y *recursiva gruesa* de acuerdo con todos los criterios y los promedios para seis combinaciones alternativas de los pesos en la función de pérdidas:

CASO 1: $\alpha=0.5$, $\phi=0.05$.

CASO 2: $\alpha=0.5$, $\phi=0.2$.

CASO 3: $\alpha=0.5$, $\phi=0.3$.

¹⁴ Decidimos anualizar la inflación mensual en una forma lineal debido a que la meta para la inflación general representa el cambio deseado en el índice de precios al consumidor para un periodo de doce meses.

CASO 4: $\alpha=0.7, \phi=0.3$.

CASO 5: $\alpha=0.9, \phi=0.1$.

CASO 6: $\alpha=1.0, \phi=0.05$.

Resolver un control óptimo con la función de pérdidas dada en la Ecuación (18) requiere expresar las Ecuaciones (9)-(17) con la correspondiente transformación algebraica en la forma de espacio de estados. Siguiendo la representación de Favero y Milani (2005), tenemos que

$$\mathbf{X}_{t+1} = \mathbf{A}_{t+1}^j \mathbf{X}_t + \mathbf{B}_{t+1}^j i_t + \boldsymbol{\varepsilon}_{t+1} \quad (19)$$

Donde el subíndice $t = 1, 2, 3, \dots, 42$ indica las observaciones desde 2001:01 a 2004:06 mientras que el súper índice $j = 1, 2, 3, \dots, 960$ denota el modelo utilizado.

El vector del espacio de estados es:

$$\mathbf{X}'_{t+1} = \left[1, \pi_{t+1}^*, \pi_{t+1}, \pi_t, \pi_{t-1}, \pi_{t-2}, \pi_{t+1}^c, \pi_t^c, \pi_{t-1}^c, \pi_{t+1}^{nc}, x_{t+1}, x_t, x_{t-1}, ltc_r_t, ltc_r_{t-1}, ltc_r_{t-2}, u_{t+1}^1, x_{t+1}^{us}, x_t^{us}, i_t, i_{t-1}, i_{t-2}, u_{t+1}^2, w_{t+1}, \pi_{t+1}^{us}, \pi_t^{us}, i_{t+1}^{us}, i_t^{us}, \varphi_{t+1}, s_{t+1}, z_{t+1}, v_{t+1}, ltc_r_{t+1}^e \right]$$

El algoritmo que da solución al problema de minimización de la función de pérdidas representada por la Ecuación (18) sujeto a las Ecuaciones (9)-(17) es la solución discreta de Söderlind (1999). Clarida, Galí y Gertler (1999) indican que la solución discreta concuerda mejor con la realidad porque, en la práctica, ningún banco central importante hará una promesa estricta con respecto al curso que seguirá su política monetaria en el futuro. No obstante, pueden existir ganancias para la sociedad derivadas de un compromiso como el descrito por Clarida, Galí y Gertler (1999), nuestra consideración explícita de la incertidumbre tanto en los parámetros como en el modelo fortalece el caso que utiliza la solución discreta.

La regla de política derivada es:

$$i_t^j = \mathbf{f}_t^j \mathbf{X}_t \quad (20)$$

donde \mathbf{f}_t^j es una matriz de $960 \times 42 \times 33$.

La modelación recursiva delgada consiste en estimar todos los posibles modelos en cada periodo del tiempo en tanto nueva información es recibida e información vieja desechada. De nuestro conjunto de 960 modelos estimados, elegimos el mejor de acuerdo con los tres diferentes criterios: BIC, R^2 ajustada y Validación Cruzada. Este procedimiento es adecuado para hacedores de política que obtienen datos en tiempo real y lentamente aprenden acerca de los cambios estructurales. La optimización se lleva a cabo periodo a periodo, no obstante los parámetros están sujetos a cambios en el futuro, lo cual ocasiona que ésta sea una estrategia sub-óptima para los hacedores de política.¹⁵

Siguiendo a Norman y Jung (1980), utilizamos el concepto de *target controllability* con el objeto de eliminar modelos. La identificación de tasas óptimas que no fueron sensibles a cambios en los parámetros α y/o ϕ nos permite descartarlos.¹⁶ Los modelos sobrevivientes fueron de rango 2 – p.ej. el número de variables de estado a ser controladas en la función de pérdidas.

Intentamos eliminar más modelos al: (1) determinar si la restricción lineal de la propiedad de homogeneidad dinámica fue válida para la estimación de la inflación subyacente, y (2) simular modelos con variables aleatorias explicativas como en la estrategia de Cooper y Gulen (2006). Para este último, cuando utilizamos un nivel de confianza mayor al 1%, todos los modelos son eliminados para algunos periodos. El intervalo de confianza de 1% básicamente no rechazó ningún modelo para cada periodo.

¹⁵ Éste es el caso debido a que la solución óptima se calcula asumiendo que los parámetros son constantes a través del tiempo.

¹⁶ Desde el punto de vista de un sistema de control, no tendría sentido mantener modelos que siempre entregan la misma tasa óptima sin importar los pesos en la función de pérdidas.

En un intento por eliminar los modelos irrelevantes, seguimos a Cooper y Gulen (2006) en su estrategia de *non-repeating seeds* para generar diez variables aleatorias $N(0,1)$ predictivas. El propósito de estas simulaciones fue encontrar si el ruido por si mismo era capaz de entregar mejores resultados que aquéllos generados por algunos de los modelos utilizados.¹⁷ Calculamos tanto la R-cuadrada ajustada como el BIC para todas aquellas especificaciones de las regresiones en presencia de estas variables aleatorias. Corrimos la simulación diez veces para obtener el máximo (mínimo) de la R-cuadrada ajusta (BIC). Sin embargo, fallamos en eliminar especificaciones de nuestro análisis ya que las especificaciones de las regresiones, durante el análisis de ventana móvil, vencieron a aquellas especificaciones generadas en la presencia de variables aleatorias. Simulamos diez variables aleatorias $N(\bar{x}_i, \sigma_i)$ preventivas donde \bar{x}_i and σ_i denotan la media y la desviación estándar del predictor real i . No obstante, obtuvimos el mismo resultado.

La Tabla 1 reporta el porcentaje de inclusión de cada variable explicativa utilizada para la mejor especificación tanto de la brecha del producto como de la inflación subyacente a través del tiempo.

La Tabla 1 muestra que el conjunto de variables pertenecientes a la mejor especificación para la brecha del producto y la inflación subyacente está cambiando a través del tiempo. Es también importante destacar que el primer rezago para la brecha del producto de los Estados Unidos x_{t-1}^{us} es la única variable perteneciente al conjunto de modelos generados que siempre es parte de la mejor especificación.¹⁸ Además, el conjunto de variables pertenecientes a la mejor especificación tanto para la brecha del producto como de la inflación subyacente es una función del criterio estadístico.

¹⁷ La estrategia de Cooper y Gulen tiene una limitante importante al asumir una distribución independiente normal para las variables aleatorias explicativas. Simulaciones de distribuciones multivariadas no normales pueden ser obtenidas de la generalización de la distribución lambda. Ver Headrick y Mugdadi (2006) para mayor detalle en el tema.

¹⁸ Las otras variables que exhiben un 100% de inclusión en el mejor modelo son siempre incluidas por el hacedor de política.

El hecho de utilizar una ventana móvil de tamaño fijo hace posible tener una política óptima que responda tanto a coeficientes diferentes cuando surge la misma especificación como a diferentes especificaciones cuando el conjunto de variables de inclusión cambia.¹⁹

4. RESULTADOS DE OPTIMALIDAD VS. LA TASA DE INTERÉS NOMINAL OBSERVADA

Para cada combinación de los pesos en la función de pérdidas, obtenemos la tasa de interés nominal resultante de la regla de política óptima, y calculamos su media y su desviación estándar. Adicionalmente, comparamos la tasa de interés nominal óptima con la tasa de interés nominal observada por medio del Error Cuadrático Medio (ECM). PI y PD significan comités de Pesos Iguales y Pesos Diferentes, respectivamente.²⁰ Los resultados para el criterio BIC se muestran en la Tabla 2.

La Tabla 2 muestra que bajo la modelación gruesa y los pesos $\alpha = 0.5, \phi = 0.3$ en la función de pérdidas, el promedio de todos los modelos con pesos iguales nos da mejores ajustes con respecto a los datos observados en términos del Error Cuadrático Medio.²¹ Los resultados para el criterio $\overline{R^2}$ se muestran en la Tabla 3.

La Tabla 3 muestra que bajo la modelación gruesa y los pesos $\alpha = 0.5, \phi = 0.3$ en la función de pérdidas, el promedio ponderado para todos los modelos nos da el mejor ajuste con los datos observados en términos de los errores cuadráticos medios. Es importante mencionar que el promedio simple de las tasas de interés nominal óptimas aquí es diferente de los resultados obtenidos para el criterio BIC. Esto ocurre porque las combinaciones de especificaciones para la brecha del producto y la inflación subyacente no son las mismas.²²

¹⁹ Las políticas óptimas son una función tanto de los pesos en la función de pérdidas como de la estructura dinámica de la economía.

²⁰ En lo que sigue, un comité consiste en un promedio de todas las tasas de interés nominales óptimas derivadas de todos los modelos.

²¹ Debido a que no descartamos modelos basándonos en coeficientes con signo erróneo de acuerdo con la teoría económica, la *modelación delgada* pudiera permitirlos en algunos periodos. Lo anterior pudiese ser otro argumento a favor de la *modelación gruesa* sobre la modelación delgada.

²² Las tasas óptimas de interés nominal son una función de las combinaciones entre las especificaciones para la brecha del producto y la inflación subyacente, y varían de acuerdo al criterio estadístico.

5. PONDERANDO EL DESEMPEÑO DE GENERALIZACIÓN DE ESPECIFICACIONES DE REGRESIÓN

Es sumamente reconocido que los modelos estadísticos son construidos ya sea para predecir las respuestas a los valores futuros de las variables explicativas o para extraer información útil acerca del proceso generador de datos verdadero. Hasta el momento, hemos aplicado dos técnicas para medir el error de predicción intramuestral: el criterio de Schwarz y la R^2 ajustada. En esta sección, aplicamos un método simple y ampliamente usado para estimar el desempeño de generalización de cada especificación de regresión:²³ la validación-cruzada r -doble de Breiman, Friedman, Olshen, y Stone (1984).

Para entender la validación-cruzada r -doble, supongamos que el tamaño de muestra n puede ser escrito como $n = rd$, donde r y d son enteros. Procedamos a dividir las observaciones del conjunto de datos $\{1, \dots, n\}$ en r subgrupos $\{s_1, \dots, s_r\}$ los cuales son mutuamente exclusivos.²⁴ Sin ninguna pérdida de generalidad, supongamos que la división es:

$$\overbrace{1, \dots, d}^{s_1}, \overbrace{d+1, \dots, 2d}^{s_2}, \dots, \overbrace{(r-1)d+1, \dots, rd}^{s_r}.$$

Luego el estimado de validación-cruzada del desempeño de generalización para el modelo m es,

$$CV_m^* = L\left(y_{s_i}, \hat{f}^{-s_i}(x_{s_i})\right) \text{ para } i = 1, \dots, r. \quad (21)$$

donde $\hat{f}^{-s_i}(\cdot)$ es el modelo estimado calculado con el subgrupo de datos s_i removido y $L(\cdot)$ representa una función de pérdidas de pronósticos. Vale la pena mencionar que la implementación de la validación-cruzada requiere de independencia entre los términos de errores de las estimaciones. Por conveniencia, las estimaciones fueron hechas con OLS.

²³ Hastie *et al.* (2001, p. 193) indican que el desempeño de generalización de un modelo estadístico “se relaciona con sus capacidades de predicción para datos de una muestra independiente”.

²⁴ Breiman *et al.* (1984) sugieren que la partición debe de ser aleatoria para evitar posibles sesgos.

Consecuentemente, ya sea usando la muestra total o solamente algunos subgrupos para la estimación nos dejaría con el mismo problema de dependencia.

En este documento, usamos una función de pérdidas de pronósticos basada en errores relativos para eliminar modelos que no sean capaces de vencer a un modelo benchmark. En particular, usamos la mediana del error absoluto relativo (medRAE por sus siglas en inglés) propuesta por Armstrong y Collopy (1992). Ellos lo recomendaron después de juzgar diferentes medidas de error sobre confiabilidad, validez constructiva, sensibilidad a pequeños cambios, protección contra *outliers*, y su relación con la toma de decisiones. Para calcular el error absoluto relativo para el modelo m , simplemente dividimos el error absoluto de la función estimada $|y_j - \hat{f}^{-s_i}(x_j)|$ por el error absoluto de un benchmark $|y_j - rw_j|$ para $j \in s_i$ y $s_i = s_1, s_2, \dots, s_r$, donde rw_j es la predicción de un modelo de paseo aleatorio (sin *drift*) para la variable de respuesta. Robinson, Stone y van Zyl (2003) usan el paseo aleatorio como un modelo benchmark alternativo para pronosticar inflación. Por consistencia, usamos un modelo de paseo aleatorio como un modelo benchmark alternativo para pronosticar la brecha del producto.²⁵ Luego obtenemos el valor de la mediana de los errores absolutos relativos producidos por todos los subgrupos.

Eliminamos de nuestro análisis todas las especificaciones que no pudieron vencer al banchmark –p.ej. aquéllas cuyo medRAE fue mayor a uno. Vale la pena mencionar que, en promedio, 720 modelos fueron descartados por periodo.²⁶ Los sobrevivientes fueron ordenados de acuerdo a su desempeño de generalización. Nótese que nuestros modelos finales fueron estimados con los datos contenidos en todos los subgrupos.

La Tabla 4 muestra los resultados para las seis diferentes combinaciones de los pesos de la función de pérdidas usando el criterio de Validación Cruzada. Cuando los pesos de la función de pérdidas son $\alpha = 0.5, \phi = 0.3$, la Tabla 4 muestra que el promedio de todos

²⁵ Discutiblemente, hubiera sido más apropiado usar un modelo benchmark ingenuo como la media cero para pronosticar la brecha del producto.

²⁶ Sería interesante encontrar las especificaciones que sobrevivirían al determinar su desempeño relativo cuando se consideran todos los periodos.

los modelos con pesos iguales, y el promedio ponderado dan el mejor ajuste a los datos observados en términos de errores cuadráticos medios.

6.1. EL ESTADÍSTICO *SIGN TEST* DE DIEBOLD Y MARIANO Y REPLICACIONES BOOTSTRAP

Para probar formalmente si los diferentes casos de los pesos de la función de pérdidas contienen información que no está presente en ningún otro caso, implementamos el estadístico *sign test* de Diebold y Mariano (1995). Fijamos el comité de pesos iguales con $\alpha = 0.5$ y $\phi = 0.3$ del criterio de validación-cruzada como nuestro caso específico. Permitamos que p_m sea el vector de predicciones del caso con pesos m en la función de pérdidas, t sea el vector de tasas de interés observadas, y $p_{specific}$ sea el vector de predicciones del caso específico mencionado arriba. Luego, $e_m = (t - p_m)$ y $e_{specific} = (t - p_{specific})$ denotan los vectores de errores correspondientes. El estadístico *sign test* $\{S\}$ es definido para el caso del parámetro de preferencia de política m por:

$$S_m = \frac{2}{\sqrt{n}} \sum_{j=1}^n \left(I[d_{m,j} > 0] - \frac{1}{2} \right) \overset{a}{\sim} N(0,1) \quad (22)$$

donde $d_{m,j}$ es la llamada pérdida diferencial en el tiempo j , $d_{m,j} = e_{specific,j}^2 - e_{m,j}^2$, I es una función indicadora, y donde $\overset{a}{\sim} N(0,1)$ significa distribuido asintóticamente como una normal estándar. Calculamos el estadístico S para todas las comparaciones en pares entre el caso específico y los diferentes casos de pesos en la función de pérdidas, y mostramos los resultados en la Tabla 5 (MM significa Mejor Modelo o *modelación recursiva delgada*).

Valores significativos y negativos (positivos) para S indican una diferencia significativa entre los dos errores de pronósticos, lo cual implica una mejor precisión de los pesos de la función de pérdidas específica (m). La Tabla 5 exhibe los estadísticos S . Discutiblemente, para las series de tasas de interés óptimas que exhiben los primeros dos

momentos similares a aquéllos de las tasas de interés nominales en México, la *modelación recursiva gruesa* da una mejor aproximación que la *modelación recursiva delgada*.

Otra posibilidad más para probar la hipótesis nula de que no hay una diferencia cualitativa entre los pronósticos de cualquier par de modelos es mediante el uso de técnicas de remuestreo. Estas técnicas son herramientas estadísticas computacionalmente intensivas para estimar la distribución de un parámetro que de cualquier otra manera sería difícil de obtener.²⁷ El algoritmo tradicional de remuestreo para calcular la diferencia entre los errores de predicción cuadráticos medios consta de los siguientes pasos: (1) extracción aleatoria de observaciones con reemplazo de una muestra de tamaño $n = 42$ producida por los pesos específicos anteriormente mencionados de la función de pérdidas y la obtención del error de predicción cuadrático medio; (2) usando las mismas filas aleatorias del paso 1, calcular el error de predicción cuadrático medio para un caso diferente de pesos en la función de pérdidas; (3) calcular la diferencia entre los errores cuadráticos medios; y, (4) repetir los pasos 1 y 2 cinco mil veces para obtener un conjunto de replicaciones bootstrap.

La Tabla 5 también muestra el valor- p para cada caso diferente de pesos en la función de pérdidas. El valor- p representa la proporción de estimados bootstrap en los cuales la diferencia entre los errores cuadráticos medios es mayor a cero. Así, valores- p significativos bajos indican que el error cuadrático medio de los pesos m de la función de pérdidas es menor que el error cuadrático medio del caso específico. Discutiblemente, la Tabla 5 muestra que ninguno de los diferentes pesos en la función de pérdidas vence al caso específico. Este resultado es consistente con el estadístico *sign test* de Diebold and Mariano (1995). Sin embargo, estos resultados no descartan que otros pesos en la función de pérdidas no puedan ser vencidos por otros casos específicos. Favero and Milani (2005) señalan que la incertidumbre de modelo y la inestabilidad paramétrica implican una precisión muy baja en la equivalencia observacional de las tasas de política óptima generadas por los diferentes pesos en la función de pérdidas.

²⁷ Las técnicas de remuestreo son descritas con más detalles técnicos en Hall (1992), y Davison y Hinkley (1997).

6.2. PRONOSTICABILIDAD DE DIRECCIÓN-DE-CAMBIO

Hasta el momento, el análisis exhibe evidencia que apoya el uso, para propósitos de política monetaria, de combinaciones de tasas de interés nominales derivadas óptimamente de todos los modelos. Tales combinaciones o comités propagan la incertidumbre de modelo y simultáneamente logran un mayor desempeño de generalización que aquél de un benchmark ingenuo. En un estudio relacionado, Favero and Milani (2005) confirman la utilidad de propagar la incertidumbre de modelo en política monetaria. Sin embargo, ellos no evalúan su utilidad en términos de la pronosticabilidad de dirección-de-cambio. ¿Están esas combinaciones de modelos que propagan la incertidumbre de modelo ayudándonos a entender las alzas y bajas de la tasa de interés nominal?

Un buen modelo para política monetaria produce pronósticos extra-muestrales que satisfacen algunas propiedades importantes, incluyendo una alta sensibilidad y especificidad. La sensibilidad de un modelo se define como la proporción de casos de movimientos a la alza verdaderos que tienen una predicción de cambio de tasa de interés nominal mayor que cero. La especificidad representa la proporción de casos de movimientos a la baja verdaderos cuya predicción de cambio de tasa de interés nominal es menor o igual a cero.

Más formalmente, si $x_{o,1}, \dots, x_{o,n}$ son las predicciones para un grupo de n casos de movimientos a la baja (nuestra n corresponde a veinticuatro en la muestra de Enero 2001-Junio 2004) y $x_{1,1}, \dots, x_{1,m}$ son los pronósticos para un grupo de m casos de movimientos a la alza (nuestra m corresponde a diecisiete en la muestra de Enero 2001-Junio 2004) y, para mantener el análisis simple, las predicciones más altas indican una probabilidad más alta de un movimiento hacia arriba. Para un punto de corte c (nuestra c corresponde a cero), la especificidad es $P(X_0 \leq c)$ donde X_0 es una observación aleatoria de los casos de los movimientos a la baja, mientras que la sensibilidad es $P(X_1 > c)$ donde X_1 es una observación aleatoria de los casos de los movimientos a la alza. Un estimador ingenuo de la

varianza de la sensibilidad estimada \hat{Se} y de la especificidad estimada \hat{Sp} (no reportados) podría ser dado por:

$$Var\left(\hat{Se}\right) = \hat{Se}\left(1 - \hat{Se}\right) / m \quad (23)$$

$$Var\left(\hat{Sp}\right) = \hat{Sp}\left(1 - \hat{Sp}\right) / n \quad (24)$$

Los resultados de sensibilidad y especificidad son mostrados en la Tabla 5. Para nuestro *test-set*, los modelos que lograron la precisión estadística más alta para las bajas de la tasa de interés nominal fueron los comités seleccionados vía validación-cruzada con $\alpha = 0.5$ y $\phi = 0.3$, implicando que la *modelación recursiva gruesa* produjo los mejores pronósticos. Uno puede fácilmente calcular la significancia de la sensibilidad y especificidad estimadas vía un intervalo de confianza del 95%—p.ej.

$\hat{Se} - 1.96 \cdot Var\left(\hat{Se}\right) < Se < \hat{Se} + 1.96 \cdot Var\left(\hat{Se}\right)$. Si el intervalo del 95% no incluye 0.50, entonces la sensibilidad o especificidad estimadas es estadísticamente diferente de 0.50. Es decir, el modelo discrimina ya sea movimientos positivos o negativos mejor que la aleatoriedad.

Los modelos que lograron la precisión más alta para las alzas de la tasa de interés nominal fueron aquellos modelos con $\alpha = 0.5$ y $\phi = 0.05$, y con $\alpha = 0.9$ y $\phi = 0.1$. Nótese, sin embargo, que tales modelos no propagaron la incertidumbre de modelo. Es decir, las reglas de política monetaria óptimas, en términos de predictibilidad de movimientos a la alza, fueron obtenidas vía un solo modelo y no con un comité ponderado (o ensamble). Metz (1993) indica que uno debe de seleccionar el modelo con el límite inferior mayor cuando ya sea la sensibilidad o la especificidad sean iguales. En nuestro caso, el modelo con $\alpha = 0.9$ y $\phi = 0.1$ produce niveles de especificidad mayores que aquellos correspondientes al modelo con $\alpha = 0.5$ y $\phi = 0.05$.

Para ponderar mejor como diferentes distribuciones *test-set* afectan el criterio del error cuadrático medio para aquellos modelos seleccionados vía el criterio validación-cruzada, evaluamos las siguientes distribuciones *test-set* (expresadas como porcentajes de los movimientos hacia arriba): 10%, 25%, 50%, 75%, y 90%. Para asegurarnos que todos los experimentos tengan el mismo tamaño de *test-set*, sin importar la distribución de clase, el tamaño del *test-set* se hace igual que el número total de movimientos hacia arriba. Cada *test-set* es luego formado por un muestreo aleatorio de los datos *test-set* originales, sin reemplazo, tal que la distribución de clase deseada sea lograda. Para mejorar nuestra habilidad para identificar diferencias en el desempeño predictivo con respecto a cambios en la distribución de clase *test-set*, los experimentos están basados en mil corridas. Los resultados son mostrados en la Tabla 6, donde reportamos el efecto de la distribución de clase *test-set* sobre el error cuadrático medio. Las primeras dos columnas en la Tabla 6 especifican los pesos de la función de pérdidas así como el modelo (MM significa Mejor Modelo o *modelación recursiva delgada*). Las siguientes cinco columnas presentan el error cuadrático medio promedio para las cinco distribuciones de clase fijas. Los valores reportados en las principales filas son los promedios de los errores cuadráticos medios observados, y los números en paréntesis son los errores estándar.

La intuición detrás de variar la distribución de clase *test-set* es que un buen modelo para generar reglas de política monetaria debe tener propiedades deseables cuando prediga fuera de la muestra sin importar la distribución *test-set*. Evidentemente, éste no es el caso. La Tabla 6 muestra modelos que exhiben un porcentaje de error mayor cuando pronostican más cambios negativos en la tasa de interés nominal con la excepción de comités ponderados igual y desigualmente para $\alpha = 0.5$ y $\phi = 0.3$ y $\alpha = 0.5$ y $\phi = 0.05$. Note también la consistencia de los resultados reportados en la Tabla 6 con aquéllos reportados en la Tabla 5. Por ejemplo, el modelo ponderado igualmente con $\alpha = 0.5$ y $\phi = 0.3$ tiene una especificidad relativamente más alta. Por lo tanto, se espera que cuando la proporción de movimientos a la baja se incrementa en el *test-set*, el error cuadrático medio decrezca. La Tabla 6 confirma este caso. Mientras más movimientos a la baja estén en el *test-set*, el error cuadrático medio decrece. Lo opuesto sucede para el mejor modelo con

$\alpha = 0.9$ y $\phi = 0.1$, el cual logró una alta sensibilidad. Mientras más movimientos a la baja estén en el *test-set*, el error cuadrático medio se incrementa considerablemente.

Al usar la prueba de dos lados de la nula de que la diferencia de medias de la población es cero contra la alternativa de que no es cero, encontramos que para proporciones mayores de movimientos hacia arriba, el modelo con $\alpha = 0.9$ y $\phi = 0.1$ produce errores cuadráticos medios más pequeños que aquéllos correspondientes al modelo con $\alpha = 0.5$ y $\phi = 0.05$. Consecuentemente, este resultado confirma que el modelo con $\alpha = 0.9$ y $\phi = 0.1$ funciona mejor para entender los movimientos positivos que el modelo con $\alpha = 0.5$ y $\phi = 0.05$.

7. CONCLUSIONES

En este documento se encuentra que la incertidumbre sobre la estructura del modelo juega un papel significativo en entender la tasa de interés nominal en México. Particularmente, encontramos que una mejor aproximación a la tasa de interés nominal histórica reciente cuando se usa una clase de modelos muy específica en un marco de control óptimo. Esto ocurre cuando logramos ponderar y propagar la incertidumbre de modelo en lugar de fallar en diseminarla. Adicionalmente, nuestras pruebas muestran que la *modelación recursiva gruesa* funciona mejor para pronosticar las bajas de la tasa de interés nominal. Sin embargo, ellas sugieren que la propagación de la incertidumbre de modelo no produce los mejores pronósticos para las alzas de la tasa de interés nominal.

BIBLIOGRAFÍA

- Armstrong, J. Scott, and Fred Collopy. (1992). "Error measures for generalizing about forecasting methods: Empirical comparisons," *International Journal of Forecasting* 8, 69-80.
- Ball, Laurence. (1999). "Policy Rules for Open Economies." In John Taylor (ed.), *Monetary Policy Rules*, The University of Chicago Press.
- Bossaerts, Peter L, and Pierre Hillion. (1999). "Implementing Statistical Criteria to Select Return Forecasting Models: What Do We Learn?." *Review of Financial Studies* 12, 405-428.
- Brainard, William C. (1967). "Uncertainty and the Effectiveness of Policy." *American Economic Review* 57, 411-425.
- Breiman, Leo, Jerome Friedman, Richard A. Olshen, and Charles J. Stone. (1984). *Classification and Regression Trees*. Wadsworth: California.
- Chatfield, Chris. (1995). "Model uncertainty, data mining and statistical inference." *Journal of the Royal Statistical Society Series A (Statistics in Society)* 158(3), 419-466.
- Chiquiar, Daniel, Antonio E. Noriega, and Manuel Ramos-Francia (2006). "A Time Series Approach to Testing for a Change in Inflation Persistence: The Mexican Experience." Mimeo, Banco de México.
- Clarida, Richard, Jordi Galí, and Mark Gertler (1999). "The Science of Monetary Policy: A New Keynesian Perspective." *Journal of Economic Literature* 37, 1661-1707.
- Contreras, Gabriela, and Pablo García. (2002). "Estimación de Brecha y Tendencia para la Economía Chilena." *Revista de Economía Chilena* 5(2), 37-55.
- Davison, A. C., and Hinkley, D. V. (1997). *Bootstrap Methods and their Applications*. Cambridge University Press: Cambridge.
- Dell'Aquila, Rosario, and Elvezio Ronchetti. (2004). "Stock and Bond Return Predictability: The Discrimination Power of Model Selection Criteria." *Computational Statistics and Data Analysis* 50, 1478-1495.
- Diebold, Francis X., and Roberto S. Mariano. (1995). "Comparing Predictive Accuracy." *Journal of Business and Economic Statistics* 13, 253-265.

- Eichenbaum, Martin, and Charles Evans. (1995). "Some Empirical Evidence on the Effects of Monetary Policy Shocks on Exchange Rates." *Quarterly Journal of Economics* **110**, 975-1009.
- Engert, Walter, and Jack Selody. (1998). "Uncertainty and Multiple Paradigms of the Transmission Mechanism." Bank of Canada Working Paper No. 98-7.
- Favero, Carlo A., and Fabio Milani. (2005). "Parameter Instability, Model Uncertainty and the Choice of Monetary Policy." *B.E. Journals in Macroeconomics: Topics in Macroeconomics* **5**, 1-31.
- Gaytán-González, Alejandro, and Jesús González-García (2006). "Structural Changes in the Transmission Mechanism of Monetary Policy in Mexico: A Non-linear VAR Approach." Documento de Investigación No. 2006-06, Banco de México.
- Gourinchas, Pierre-Olivier, and Aaron Tornell. (1996). "Exchange Rate Dynamics and Learning." NBER, Working Paper No. 5530.
- Granger, Clive W.J., and Yongil Jeon. (2004). "Thick modeling." *Economic Modelling* **21**, 191-385.
- Hall, Peter. (1992). *The Bootstrap and Edgeworth Expansion*. Springer-Verlag: London.
- Hansen, Lars P., and Thomas Sargent. (2003). *Robust Control and Model Uncertainty in Macroeconomics*. Manuscript, available at <http://homepages.nyu.edu/~ts43/>.
- Hastie, Trevor, Robert Tibshirani, and Jerome Friedman. (2001). *The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction*. Springer-Verlag: New York.
- Headrick, Todd C., and Abdel Mugdadi (2006). "On simulating non multivariate non-normal distributions from the generalized lambda distribution." *Computational Statistic and Data Analysis* **50**, 3343-3353.
- Hodges, James S. (1987). "Uncertainty, policy analysis and statistics." *Statistical Science* **2**, 259-291.
- Honda, Yuzo. (1982). "On Tests of Equality Between Sets of Coefficients in Two Linear Regressions When Disturbance Variances Are Unequal." *The Manchester School* **49**, 116- 125.
- Jenkins, Paul, and David Longworth. (2002). "Monetary Policy and Uncertainty." *Bank of Canada Review* (Summer), 3-10.

- Kosowski, R., A. Timmermann, H. White, and R. Wermers (2006). "Can Mutual Fund 'Stars' Really Pick Stocks? New Evidence from a Bootstrap Analysis." *Journal of Finance* 61 (forthcoming, 2006).
- Metz, Charles E. (1993). "Quantification of failure to demonstrate statistical significance: the usefulness of confidence intervals." *Investigative Radiology* **28**, 59-63.
- Milani, Fabio. (2003). "Monetary Policy with a Wider Information Set: a Bayesian Model Averaging Approach." Mimeo, Princeton University.
- Norman A.L., and Woo Jung. (1980). "Target Controllability." *The Review of Economic Studies* **47**, 451-457.
- Onatski, Alexei, and James Stock. (2002). "Robust monetary policy under model uncertainty in a small model of the U.S. economy." *Macroeconomic Dynamics* **6**, 85-110.
- Pesaran, M. Hashem, and Allan Timmermann. (1995). "Predictability of stock returns: Robustness and economic significance." *Journal of Finance* **50**, 1201-1228.
- Robinson, Tim, Andrew Stone, and Marileze van Zyl (2003). "The Real-Time Forecasting Performance of Phillips Curves." Research Discussion Paper 2003-12, Reserve Bank of Australia.
- Roldán-Peña, Jéssica (2005). Un Análisis de la Política Monetaria en México bajo el Esquema de Objetivos de Inflación. Tesis de Licenciatura en Economía, ITAM.
- Rudebusch, Glenn D., and Lars E.O. Svensson. (1999). "Policy Rules for Inflation Targeting." In John Taylor (ed.), *Monetary Policy Rules*. The University of Chicago Press.
- Söderlind, Paul. (1999). "Solution and estimation of RE macromodels with optimal policy." *European Economic Review* **43**, 813-823.
- Söderström, Ulf. (2002). "Monetary Policy with Uncertain Parameters." *Scandinavian Journal of Economics* **104**(1), 125-145.
- Watt, Peter A. (1979). "Tests of Equality Between Sets of Coefficients in Two Linear Regressions When Disturbance Variances Are Unequal: Some Small Sample Properties." *The Manchester School* **47**, 391-396.

Tabla 1. Porcentaje de apariciones de las variables explicativas en el mejor modelo

Brecha del producto			Inflación subyacente		
Variable	R-cuadrada	ajustada BIC	Variable	R-cuadrada	ajustada BIC
Constante	100.00	100.00	Constante	0.00	0.00
x_{t-1}	100.00	100.00	π_{t-1}^c	100.00	100.00
x_{t-2}	16.67	0.00	π_{t-2}^c	40.48	11.90
x_{t-3}	76.19	26.19	π_{t-3}^c	88.10	80.95
x_{t-1}^{us}	100.00	100.00	x_t	16.67	40.48
x_{t-2}^{us}	4.76	0.00	x_{t-1}	26.19	11.90
ltcr _t	16.67	0.00	x_{t-2}	50.00	38.10
ltcr _{t-1}	33.33	2.38	x_{t-3}	35.71	9.52
r_{t-1}	90.48	69.05	deinfeu _t	88.10	78.57
r_{t-2}	9.52	2.38	deinfeu _{t-1}	97.62	45.24
r_{t-3}	69.05	30.95	deinfeu _{t-2}	16.67	9.52
r_{t-4}	14.29	0.00	deinfeu _{t-3}	52.38	0.00

Tabla 2 - Trayectoria de tasas de CETES de 28 días y óptimas: estadística descriptiva BIC				
Función de Pérdidas	MM	Gruesa		CETES 28 días
		PI	PD	
$L = (1-\phi)[\alpha(\pi - \pi^*)^2 + (1-\alpha)y^2] + \phi(i_t - i_{t-1})^2$	Media Dst ECM	Media Dst ECM	Media Dst ECM	Media Dst ECM
$\alpha = 0.5, \phi = 0.05$	7.86 4.65 9.94	11.35 5.69 41.17	8.63 4.20 6.77	7.89 3.25 0
$\alpha = 0.5, \phi = 0.2$	6.99 4.58 8.05	8.34 3.48 2.30	7.53 4.18 4.19	7.89 3.25 0
$\alpha = 0.5, \phi = 0.3$	7.04 4.37 6.09	8.00 3.56 1.68	7.50 4.06 3.55	7.89 3.25 0
$\alpha = 0.7, \phi = 0.3$	7.07 4.44 7.07	8.13 3.57 1.84	7.52 4.11 4.03	7.89 3.25 0
$\alpha = 0.9, \phi = 0.1$	7.79 4.63 9.63	10.20 4.12 14.62	8.24 4.10 5.48	7.89 3.25 0
$\alpha = 1.0, \phi = 0.05$	8.70 4.43 12.84	12.73 6.87 67.30	9.44 3.70 8.10	7.89 3.25 0

Tabla 3 - Trayectoria de tasas de CETES de 28 días y óptimas: estadística descriptiva R ² ajustada				
Función de Pérdidas	MM	Guesa		CETES 28 días
		PI	PD	
$L_t = (1 - \phi)[\alpha(\pi - \pi^*)^2 + (1 - \alpha)y^2] + \phi(i_t - i_{t-1})^2$	Media Dst ECM	Media Dst ECM	Media Dst ECM	Media Dst ECM
$\alpha = 0.5, \phi = 0.05$	8.84 4.17 9.07	11.02 5.03 35.77	11.00 5.02 35.29	7.89 3.25 0
$\alpha = 0.5, \phi = 0.2$	7.36 5.06 9.48	8.10 3.69 5.22	8.46 3.22 2.87	7.89 3.25 0
$\alpha = 0.5, \phi = 0.3$	7.46 4.80 7.37	7.74 3.79 4.15	8.09 3.38 1.85	7.89 3.25 0
$\alpha = 0.7, \phi = 0.3$	7.45 4.96 8.55	8.12 3.57 3.11	8.31 3.35 2.08	7.89 3.25 0
$\alpha = 0.9, \phi = 0.1$	8.48 5.08 11.41	10.34 4.27 20.72	10.33 4.27 20.46	7.89 3.25 0
$\alpha = 1.0, \phi = 0.05$	9.71 4.93 16.37	12.25 6.14 58.11	12.23 6.12 57.63	7.89 3.25 0

Tabla 4 – Trayectoria de tasas de CETES de 28 días y óptimas: estadística descriptiva Validación Cruzada				
Función de Pérdidas	MM	Gruesa		CETES
		PI	PD	28 días
$L = (1-\phi)[\alpha(\pi-\pi^*)^2 + (1-\alpha)y^2] + \phi(i_t - i_{t-1})^2$	Media Dst ECM	Media Dst ECM	Media Dst ECM	Media Dst ECM
$\alpha = 0.5, \phi = 0.05$	9.62 3.04 26.60	10.65 4.47 31.02	10.62 4.434 30.61	7.89 3.25 0
$\alpha = 0.5, \phi = 0.2$	8.73 2.14 6.33	8.45 3.07 3.93	8.45 3.06 3.91	7.89 3.25 0
$\alpha = 0.5, \phi = 0.3$	8.55 2.31 4.05	8.12 3.12 1.59	8.12 3.11 1.59	7.89 3.25 0
$\alpha = 0.7, \phi = 0.3$	8.56 2.38 4.23	8.25 3.13 1.86	8.24 3.12 1.84	7.89 3.25 0
$\alpha = 0.9, \phi = 0.1$	9.02 2.60 13.03	9.56 3.20 10.97	9.55 3.20 10.93	7.89 3.25 0
$\alpha = 1.0, \phi = 0.05$	9.35 3.53 24.08	10.95 3.68 23.26	10.93 3.67 23.08	7.89 3.25 0

Tabla 5. Validación externa para los seis diferentes casos de pesos en las funciones de pérdidas usando algunos criterios de selección

		<i>Validación-cruzada</i>				<i>BIC</i>				<i>R² ajustada</i>			
		Estadístico sign test	Bootstrap valor-p	Sensibilidad	Especificidad	Estadístico sign test	Bootstrap valor-p	Sensibilidad	Especificidad	Estadístico sign test	Bootstrap valor-p	Sensibilidad	Especificidad
$\alpha = 0.5$, $\phi = 0.3$	PI	--	--	0.41	0.67	-0.62	0.61	0.35	0.54	0.62	0.96	0.35	0.58
	PD	-0.31	0.27	0.41	0.67	-2.16	1.00	0.41	0.50	0.62	0.62	0.35	0.54
	MM	-2.16	1.00	0.59	0.54	-4.01	1.00	0.35	0.46	-4.32	1.00	0.41	0.54
$\alpha = 0.5$, $\phi = 0.2$	PI	-1.23	1.00	0.59	0.54	-1.23	0.94	0.35	0.54	0.00	0.98	0.41	0.50
	PD	-1.23	1.00	0.59	0.54	-2.16	1.00	0.41	0.46	0.31	0.87	0.35	0.46
	MM	-2.47	1.00	0.59	0.54	-4.32	1.00	0.29	0.46	-4.63	1.00	0.29	0.54
$\alpha = 0.5$, $\phi = 0.05$	PI	-3.09	1.00	0.47	0.54	-3.39	1.00	0.47	0.58	-2.47	1.00	0.47	0.63
	PD	-3.09	1.00	0.41	0.54	-2.47	1.00	0.29	0.46	-2.47	1.00	0.47	0.63
	MM	-5.25	1.00	0.65	0.38	-4.94	1.00	0.35	0.50	-4.94	1.00	0.41	0.63
$\alpha = 1.0$, $\phi = 0.05$	PI	-4.32	1.00	0.41	0.58	-4.94	1.00	0.53	0.58	-4.63	1.00	0.47	0.54
	PD	-4.32	1.00	0.53	0.58	-3.39	1.00	0.35	0.50	-4.63	1.00	0.47	0.54
	MM	-5.55	1.00	0.59	0.46	-4.01	1.00	0.41	0.54	-5.55	1.00	0.35	0.58
$\alpha = 0.7$, $\phi = 0.3$	PI	-0.93	0.98	0.41	0.58	-0.62	0.74	0.35	0.50	0.31	0.89	0.53	0.50
	PD	-0.93	0.97	0.41	0.58	-2.47	1.00	0.41	0.46	0.93	0.70	0.47	0.46
	MM	-2.16	1.00	0.59	0.50	-4.32	1.00	0.35	0.46	-4.32	1.00	0.41	0.50
$\alpha = 0.9$, $\phi = 0.1$	PI	-3.09	1.00	0.35	0.58	-4.94	1.00	0.41	0.63	-4.63	1.00	0.41	0.58
	PD	-3.09	1.00	0.35	0.58	-4.01	1.00	0.29	0.54	-4.63	1.00	0.41	0.58
	MM	-4.94	1.00	0.65	0.46	-4.94	1.00	0.35	0.50	-5.55	1.00	0.35	0.54

Tabla 6. Efecto de la distribución de clase *test-set* sobre el ECM

		ECM extra-muestral cuando se usan las distribuciones <i>test-set</i> especificadas (distribución <i>test-set</i> expresada como % of movimientos hacia arriba)				
		10	25	50	75	90
$\alpha = 0.5, \phi = 0.3$	PI	1.27 (0.27)	1.45 (0.35)	1.50 (0.36)	1.54 (0.32)	1.59 (0.23)
	PD	1.36 (0.28)	1.41 (0.33)	1.45 (0.36)	1.53 (0.31)	1.60 (0.23)
	MM	4.40 (0.93)	3.94 (1.00)	3.37 (1.00)	2.83 (0.86)	2.34 (0.58)
$\alpha = 0.5, \phi = 0.2$	PI	3.99 (1.55)	3.86 (1.76)	3.66 (1.70)	3.63 (1.50)	3.50 (1.04)
	PD	3.99 (1.54)	3.97 (1.71)	3.72 (1.73)	3.59 (1.47)	3.47 (0.98)
	MM	6.72 (1.36)	6.12 (1.45)	5.34 (1.44)	4.58 (1.20)	3.96 (0.83)
$\alpha = 0.5, \phi = 0.05$	PI	29.36 (9.00)	30.67 (10.89)	31.30 (12.43)	33.54 (10.90)	34.33 (7.60)
	PD	28.73 (9.13)	29.95 (11.52)	30.74 (11.88)	32.20 (10.49)	33.77 (7.44)
	MM	26.52 (4.57)	25.23 (5.11)	23.08 (5.15)	21.18 (4.39)	19.97 (3.04)
$\alpha = 1.0, \phi = 0.05$	PI	27.31 (8.12)	25.70 (9.05)	22.83 (9.21)	20.18 (7.49)	18.36 (5.30)
	PD	27.40 (8.26)	25.18 (9.23)	22.42 (8.85)	20.11 (7.42)	18.08 (5.23)
	MM	25.84 (4.49)	23.90 (5.03)	22.06 (4.82)	20.29 (4.23)	18.68 (2.79)
$\alpha = 0.7, \phi = 0.3$	PI	1.81 (0.37)	1.80 (0.42)	1.72 (1.44)	1.68 (0.38)	1.66 (0.25)
	PD	1.81 (0.36)	1.77 (0.41)	1.75 (0.43)	1.69 (0.37)	1.64 (0.24)
	MM	4.69 (1.01)	4.25 (1.05)	3.60 (1.07)	2.97 (0.91)	2.51 (0.63)
$\alpha = 0.9, \phi = 0.1$	EW	13.97 (4.47)	12.47 (4.95)	10.52 (4.95)	8.57 (4.28)	7.26 (2.86)
	WA	13.77 (4.60)	12.61 (4.99)	10.73 (4.87)	8.82 (4.09)	7.18 (2.80)
	BM	13.94 (2.59)	12.95 (2.90)	11.76 (2.80)	10.25 (2.32)	9.36 (1.62)

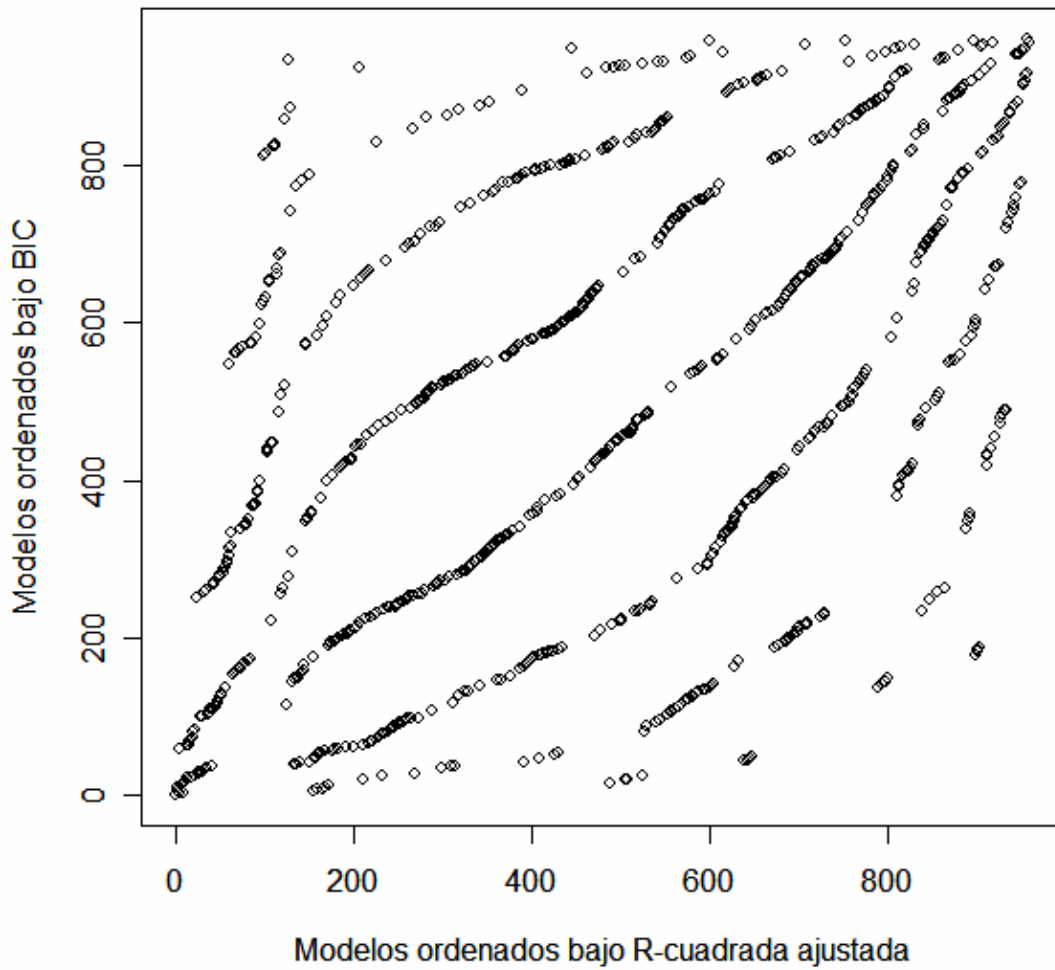


Figura 1. Diagrama de dispersión de los modelos ordenados bajo BIC y R^2 ajustada para todas las 960 posibles especificaciones de la inflación subyacente para el último periodo.

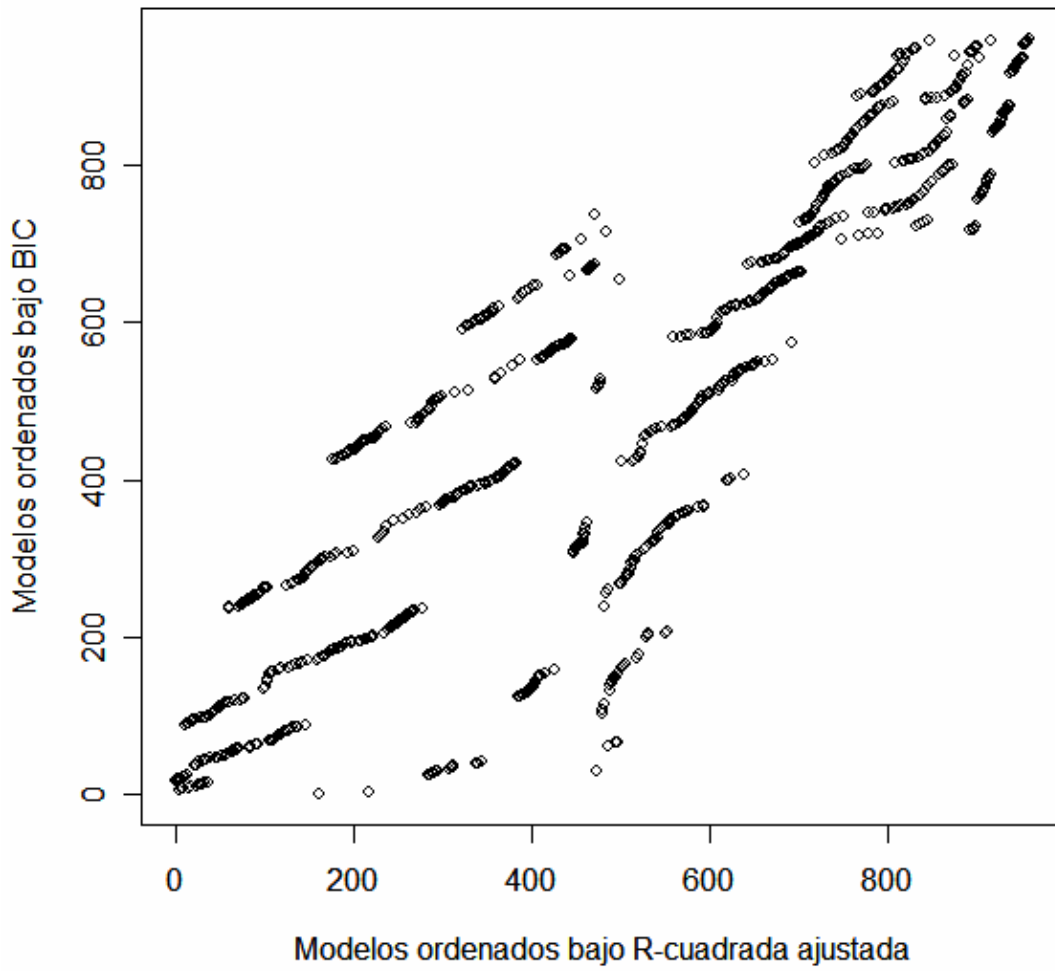


Figura 2. Diagrama de dispersión de los modelos ordenados bajo BIC y R^2 ajustada para todas las 960 posibles especificaciones de la brecha del producto para el último periodo.

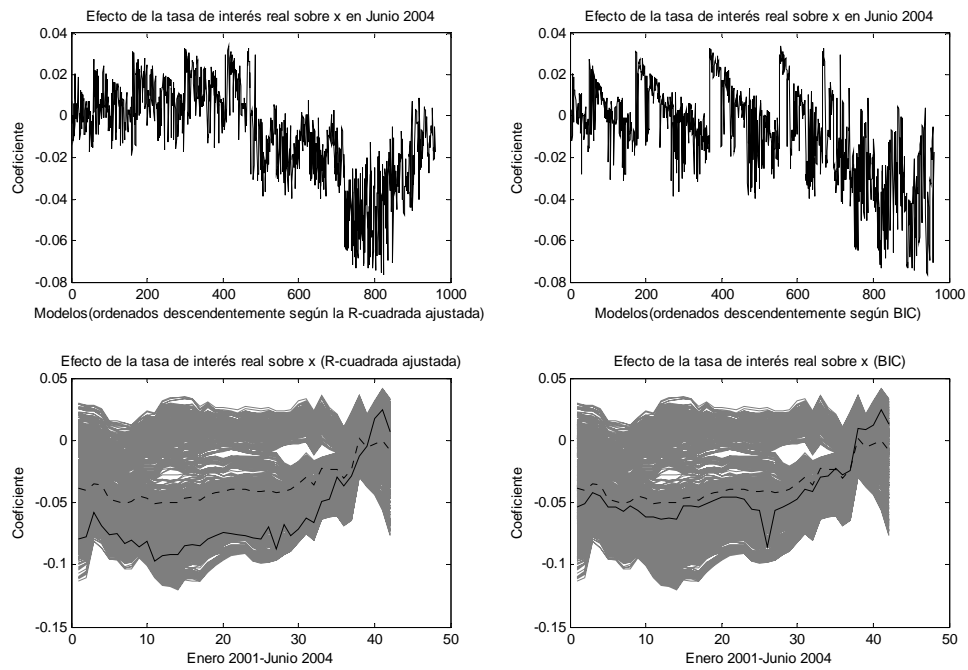


Figura 3. Variación del coeficiente de la tasa de interés real a través de especificaciones y tiempo.

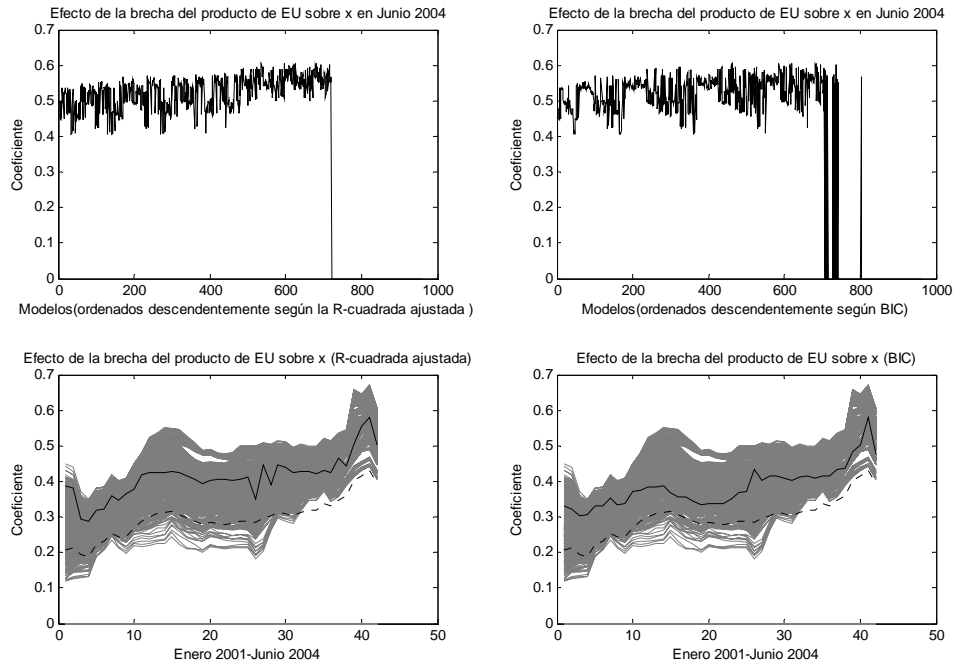


Figura 4. Variación del coeficiente de la brecha del producto de EU a través de especificaciones y tiempo.

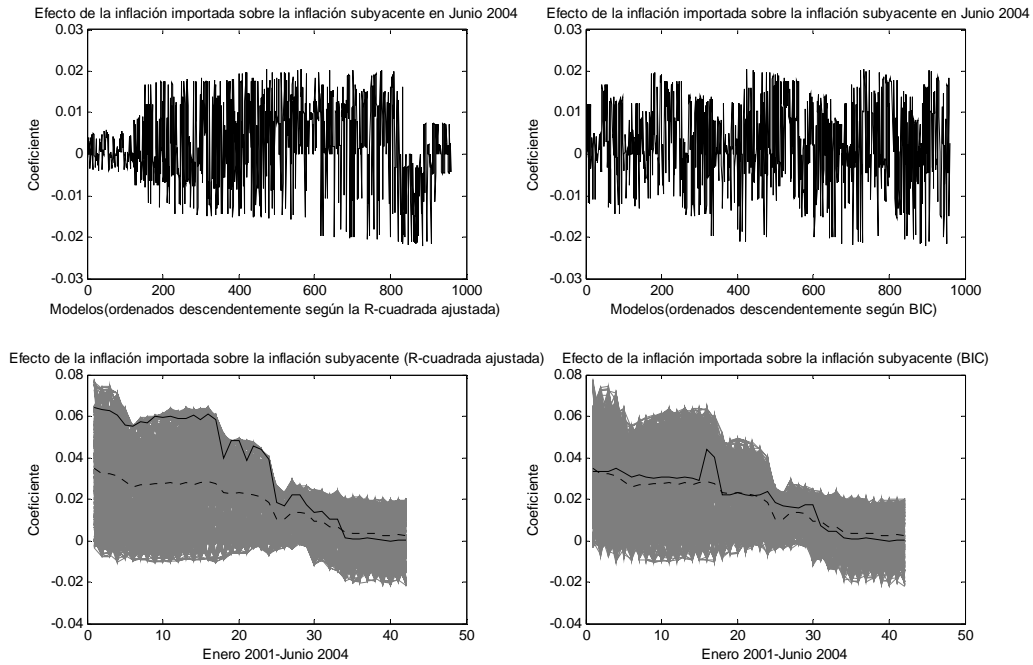


Figura 5. Variación del coeficiente de la inflación importada a través de especificaciones y tiempo.