

Banco de México  
Documentos de Investigación

Banco de México  
Working Papers

N° 2010-01

**Pronósticos de Inflación en México Usando Modelos de Factores: ¿Ayuda el Uso de los Datos Desagregados del Índice Nacional de Precios al Consumidor a Mejorar los Pronósticos?**

**Raúl Ibarra-Ramírez**  
Banco de México-Texas A&M

Marzo 2010

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.

# Pronósticos de Inflación en México Usando Modelos de Factores: ¿Ayuda el Uso de los Datos Desagregados del Índice Nacional de Precios al Consumidor a Mejorar los Pronósticos?\*

Raúl Ibarra-Ramírez<sup>†</sup>  
Banco de México-Texas A&M

**Resumen:** En este documento se aplica un modelo dinámico de factores para construir pronósticos de inflación en México. Se evalúa el papel que desempeñan diversas variables macroeconómicas, con interés especial en los datos desagregados del Índice Nacional de Precios al Consumidor. Se utiliza una base de datos que contiene 54 series macroeconómicas y 243 componentes del índice de precios, para el periodo de 1988 a 2008. Los resultados indican que: i) El desempeño de los modelos de factores es superior al modelo convencional autorregresivo para horizontes de pronóstico de uno, dos, cuatro y seis trimestres, ii) El uso de datos desagregados del índice de precios mejora el desempeño de los pronósticos, y iii) Los factores están relacionados con variables importantes tales como producción real e inflación.

**Palabras Clave:** Modelos de factores, pronósticos de inflación, información desagregada, componentes principales, evaluación de pronósticos

**Abstract:** In this paper we apply a dynamic factor model to generate out of sample forecasts for the inflation rate in Mexico. We evaluate the role of using a wide range of macroeconomic variables with particular interest on the importance of using CPI disaggregated data to forecast inflation. Our data set contains 54 macroeconomic series and 243 CPI subcomponents from 1988 to 2008. Our results indicate that: i) Factor models outperform the benchmark autoregressive model at horizons of one, two, four and six quarters, ii) Using disaggregated price data improves forecasting performance, and iii) The factors are related to key variables in the economy such as output growth and inflation.

**Keywords:** Factor models, inflation forecasting, disaggregate information, principal components, forecast evaluation.

**JEL Classification:** C22, C53, E37

---

\*El presente proyecto fue desarrollado durante el Programa Interno de Verano 2009 en el Banco de México. Las opiniones del documento corresponden al autor y no necesariamente reflejan las del Banco de México. Estoy muy agradecido con Carlos Capistrán por las útiles discusiones, así como orientación en este proyecto. Agradezco a Dennis Jansen, José Gonzalo Rangel y los participantes del seminario en el Banco de México por los comentarios valiosos.

<sup>†</sup> Programa Interno de Verano, Dirección General de Investigación Económica; Department of Economics, Texas A&M University. Correo electrónico: [ibarra@tamu.edu](mailto:ibarra@tamu.edu).

# 1. Introducción

Los pronósticos de inflación desempeñan un papel importante en la efectiva implementación de un esquema de objetivos de inflación (Svensson, 1997). Además, muchas decisiones económicas tomadas, ya sea por hacedores de política, empresas, inversionistas, o consumidores, frecuentemente se basan en pronósticos de inflación. Por lo tanto, la precisión de estos pronósticos puede tener repercusiones importantes en la economía.

Nuestro documento de investigación se enfoca en los pronósticos de inflación en México. El marco de pronósticos se basa en el modelo de factores propuesto por Stock y Watson (2002a). Los modelos de factores incorporan el contenido de información de un amplio rango de series macroeconómicas. Los avances recientes en la recopilación de datos han incrementado la cantidad de información disponible para análisis económico. Como ha sido discutido en Bernanke y Boivin (2003), los economistas literalmente tienen miles de series macroeconómicas disponibles provenientes de diferentes fuentes, incluyendo datos en diferentes frecuencias y niveles de agregación, con o sin ajustes estacionales y de otros tipos. Esto abre la posibilidad de utilizar un gran número de series de tiempo para pronosticar importantes variables macroeconómicas, tales como la inflación, de una manera más precisa e informativa. A pesar de esto, la mayor parte de los estudios empíricos explotan solamente una cantidad limitada de información. Por ejemplo, los vectores autorregresivos típicamente contienen menos de 10 variables debido a la carga de cálculo involucrada en modelos grandes.

El método utilizado en el presente documento resume la información contenida en un gran número de series macroeconómicas en unos pocos predictores de la tasa de inflación. El supuesto subyacente de nuestro marco es que un pequeño número de factores no observables es la fuerza conductora detrás de las series analizadas. Esto es una característica atractiva para propósitos de pronosticar, puesto que nos permite concentrarnos en unos pocos factores comunes en vez de un gran número de variables explicativas. Aplicaciones empíricas recientes de los modelos de factores para pronosticar la inflación en los Estados Unidos y la Eurozona incluyen Stock y Watson (1999, 2002a), Marcelli-

no et al. (2003), Forni et al. (2003), Angelini et al. (2001), entre otros. Hasta donde sabemos, esta es la primera aplicación de los modelos de factores en el caso de México.

Aplicaciones anteriores de los modelos de factores, incluyendo el trabajo de Stock y Watson (2002a), han tomado en cuenta solamente variables macroeconómicas, tales como producción, agregados monetarios y variables financieras para predecir la tasa de inflación. Además de aquellas variables macroeconómicas, nuestro documento explota la información contenida en los componentes del INPC (Índice Nacional de Precios al Consumidor) al grado más alto de desagregación. Investigamos si a través del agrupamiento de esta información para construir factores comunes podemos obtener mejores predictores de la tasa de inflación. Nuestra base de datos contiene 243 componentes del INPC para el periodo de 1988 a 2008. También incluimos 54 series macroeconómicas que incluyen producción, precios, agregados monetarios, variables financieras y varios componentes de la balanza de pagos, lo que proporciona una descripción completa de la economía mexicana. Utilizando esta información, estimamos los factores comunes y utilizamos estos factores para pronosticar la tasa de inflación general, subyacente y no subyacente para horizontes de pronóstico de uno, dos, cuatro y seis trimestres hacia delante. El desempeño de los pronósticos se evalúa a través de un ejercicio de simulación fuera de la muestra. Después, los pronósticos de los factores se comparan con el modelo base autorregresivo alternativo.

Un factor importante que determina el desempeño de los pronósticos en los modelos de factores es la disyuntiva entre el contenido de información derivado de agregar más series y la incertidumbre en la estimación que es introducida. Boivin y Ng (2006) encuentran que tener más series para estimar los factores no necesariamente es mejor para los pronósticos. Esto sugiere la necesidad de evaluar el impacto que tiene la agregación de los componentes del INPC en el desempeño de los pronósticos. A tal fin, estimamos el modelo utilizando bases de datos que contienen diferentes bloques de variables, y evaluamos los cambios en el desempeño de los pronósticos cuando los componentes del INPC son excluidos.

Encontramos que los modelos de factores tienen una mayor precisión predictiva para

la inflación general, subyacente y no subyacente, produciendo, en la mayoría de los casos, errores cuadráticos medios de pronóstico fuera de la muestra que son una tercera parte menos que aquellos del modelo base. Nuestros resultados también sugieren que los factores estimados están relacionados con subconjuntos relevantes de las variables macroeconómicas clave, tales como la producción e inflación de precios, lo que justifica su interpretación como los determinantes más importantes de la economía mexicana. Finalmente, proporcionamos evidencia de que el uso de datos desagregados del INPC para extraer los factores resulta en pronósticos más precisos de la tasa de inflación.

El resto del documento está organizado de la siguiente manera. La Sección 2 discute brevemente los modelos de factores. En la Sección 3 se presenta una descripción de los datos. El marco de los pronósticos se describe en la Sección 4. La Sección 5 presenta los resultados de los pronósticos. Y la Sección 6 concluye el presente documento.

## 2. El Modelo de Factores

Supongamos que tenemos los datos de series de tiempo de un gran número de predictores. Establecemos  $y_t$  como la variable a pronosticar y  $X_t$  como las  $N$  variables predictoras observadas para  $t = 1, \dots, T$ . Podemos pensar que el comovimiento en estas series de tiempo económicas surge de relativamente pocos factores económicos. Una de las maneras de representar este concepto es utilizando un modelo de factores dinámicos,

$$X_{it} = \lambda_i(L)f_t + e_{it}, \quad (1)$$

donde  $f_t$  es un vector  $\bar{r} \times 1$  de factores comunes,  $\lambda_i(L)$  son polinomios rezagados en potencias no negativas de  $L$ , lo que representa las cargas factoriales, y  $e_{it}$  es una perturbación idiosincrásica con dependencias transversales y temporales limitadas. Los factores pueden considerarse como las fuerzas conductoras de la economía y, por consiguiente, serán útiles para pronosticar. Si los polinomios rezagados  $\lambda_i(L)$  se modelan con orden finito no mayor a  $q$ , el modelo de factores puede escribirse de la siguiente

manera:

$$X_t = \Lambda F_t + e_t, \quad (2)$$

donde  $F_t = (f'_t, \dots, f'_{t-q})'$  es  $r \times 1$ , donde  $r \leq (q+1)\bar{r}$ , la  $i$ ésima fila de  $\Lambda$  es  $\lambda_i = (\lambda_{i0}, \dots, \lambda_{iq})$  y  $e_t = (e_{1t}, \dots, e_{Nt})'$ .

Stock y Watson (2002b) muestran que, si el número de predictores  $N$  y las series de tiempo  $T$  se incrementan, los factores pueden estimarse por los componentes principales de la matriz de covarianza  $T \times T$  de  $X_t$ . El método de componentes principales minimiza la suma de los cuadrados de los residuales,

$$V(F, \Lambda) = \min_{\Lambda, F} \frac{1}{NT} \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T (X_{it} - \lambda_i F_t)^2, \quad (3)$$

sujeto a la normalización  $\frac{F'F}{T} = I_r$ , donde  $I_r$  es una matriz identidad  $r \times r$ . Separando  $\Lambda$ , el problema es idéntico a maximizar  $tr[F'(XX')F]$ . La matriz de factores estimada, denotada por  $\hat{F}$ , es  $\sqrt{T}$  veces los eigenvectores que corresponden a los  $r$  eigenvalores más grandes de la matriz  $XX'$  de dimensión  $T \times T$ . La matriz de cargas correspondiente es  $\hat{\Lambda}' = (\hat{F}'\hat{F})^{-1}\hat{F}'X = \frac{\hat{F}'X}{T}$ . Ver Stock y Watson (2002b) para más detalles.

Aplicaciones empíricas recientes para los Estados Unidos y la Eurozona, incluyendo los trabajos de Stock y Watson (2002a) y Marcellino et al. (2003), han encontrado ganancias importantes en el uso de los pronósticos de factores basados en el método de componentes principales. Un enfoque alternativo para estimar los factores, propuesto por Forni et al. (2000), consiste en extraer los componentes principales del dominio de frecuencias utilizando los métodos espectrales. Sin embargo, Boivin y Ng (2005) concluyen que el método propuesto por Stock y Watson tiene errores de predicción menores en el análisis empírico. El método impone menos restricciones y tiene que estimar menos parámetros auxiliares, y por lo tanto, parece ser menos vulnerable a una identificación errónea, lo que lleva a mejores pronósticos que aquellos del método de Forni et al. (2000).

Consideraremos los pronósticos de  $h$  pasos hacia delante, para los cuales la relación

predictiva entre  $X_t$  y  $y_{t+h}$  se representa como:

$$y_{t+h}^h = \alpha_h + \beta_h(L)F_t + \gamma_h(L)y_t + \varepsilon_{t+h} \quad (4)$$

donde  $\gamma_h(L)$  y  $\beta_h(L)$  son polinomios rezagados en potencias no negativas de  $L$  y  $\varepsilon_{t+h}$  son los errores de pronóstico.

Para obtener los pronósticos, utilizamos un procedimiento de pronóstico de tres pasos. En el primer paso, usamos el método de componentes principales para estimar los factores  $\hat{F}_t$  a partir de los predictores. En el segundo paso, utilizamos una regresión lineal para estimar los parámetros dados en el modelo 4. Finalmente, el pronóstico se estima como  $\hat{y}_{t+h}^h = \hat{\alpha}_h + \hat{\beta}_h(L)\hat{F}_t + \hat{\gamma}_h(L)y_t$ .

Stock y Watson (2002b) muestran que los estimadores de los componentes principales y los pronósticos son robustos a la inestabilidad temporal en el modelo, mientras la inestabilidad sea relativamente pequeña e idiosincrásica (es decir, independiente a lo largo de las series).<sup>1</sup>

### 3. Los Datos

La base de datos contiene 54 series macroeconómicas trimestrales y 243 componentes del INPC para el periodo de 1988:I a 2008:IV. La frecuencia de la base de datos se escogió tomando en cuenta que un mayor rango de variables macroeconómicas está disponible en comparación con la frecuencia mensual.

Los subcomponentes del INPC son obtenidos del Banco de México. Puesto que los datos del INPC están disponibles mensualmente, empleamos el valor del último mes de cada trimestre como el valor trimestral. Para formar un panel balanceado, hemos tomado en cuenta solamente las series con datos disponibles para el periodo completo. Por lo tanto, nuestra base de datos incluye 243 de los 315 componentes del INPC.

---

<sup>1</sup>Una aplicación empírica acerca de la estabilidad del método de componentes principales utilizando datos de los Estados Unidos se investiga en el trabajo de Stock y Watson (2008). El análisis muestra que, a pesar del cambio estructural en 1984 de la tasa de inflación, los factores parecen estar bien estimados utilizando el periodo de muestra completo (es decir, 1959-2006).

Las series macroeconómicas son obtenidas a partir de los principales indicadores económicos de la OCDE (Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económico). Esta base de datos ha sido utilizada por Marcellino et al. (2003) para construir pronósticos para la Eurozona. Las series incluyen variables de producción (producción industrial desagregada por sectores principales), empleo, desempleo, precios (índices de precios al consumidor y productor), agregados monetarios, tasas de interés, precios de acciones, tipos de cambio y varios componentes de la balanza de pagos. Una lista completa de las variables utilizadas en este documento se reporta en el apéndice. Las series macroeconómicas fueron seleccionadas de una lista más larga. Seleccionamos aquellas variables que han sido utilizadas en estudios anteriores para los Estados Unidos y la Eurozona, las cuales se presentan en la sección del apéndice de los trabajos de Stock y Watson (2002a) y Marcellino et al. (2003). Si las series están disponibles con y sin ajustes estacionales, solamente son seleccionadas las series con ajustes.

Siguiendo a Marcellino et al. (2003), los datos son transformados en una serie de pasos antes de estimar los factores. Primero, inspeccionamos cada variable visualmente utilizando una gráfica de series de tiempo para detectar inconsistencias en las series. Descartamos las series con discrepancias que no pudieron ser identificadas.

Segundo, las series se transforman para obtener estacionariedad, como requiere el modelo de factores. Por lo tanto, tomamos los logaritmos o primeras diferencias cuando es necesario. Aplicamos la misma transformación a todas las variables del mismo tipo. En general, transformamos producción, precios, tipos de cambio, agregados monetarios y precios de acciones en tasas de crecimiento.<sup>2</sup> Las tasas de interés, las tasas de desempleo y los componentes de la balanza de pagos se transforman en primeras diferencias. Un resumen de las transformaciones aplicadas a los datos se reporta en el apéndice de los datos.<sup>3</sup>

---

<sup>2</sup>La tasa de inflación se modela como estacionaria. Chiquiar et al. (2007) encuentran que en 2000 la tasa de inflación en México cambió de ser un proceso no estacionario a un proceso estacionario.

<sup>3</sup>Siguiendo estudios previos de pronósticos de factores incluyendo el trabajo de Stock y Watson (2002a), no hemos filtrado las series utilizando el método de Hodrick y Prescott (1997). Este método de filtrado ha sido utilizado para construir los indicadores de ciclos económicos basados en los factores comunes de Aiolfi, Catao y Timmermann (2006). Sin embargo, Cogley y Nason (1995) han



Tercero, a pesar de que la mayor parte de las series son reportadas como datos ajustados estacionalmente, pasamos todas las series por un procedimiento de ajuste estacional. Las series se regresan contra cuatro variables estacionales, y si la prueba F HAC para estos coeficientes es significativa a un nivel de 10 %, las series son ajustadas estacionalmente utilizando la aproximación lineal de Wallis (1974) a X-11 ARIMA.

Cuarto, las series transformadas ajustadas estacionalmente son revisadas para identificar valores atípicos grandes, es decir, observaciones que sobrepasan seis veces el rango intercuartil por encima de la mediana. Puesto que la mayoría de los valores atípicos se asociaron a eventos específicos, tales como la crisis económica de 1995, sustituimos cada observación atípica con la mediana de la serie más seis veces el rango intercuartil. Finalmente, las series de predictores son normalizadas restando sus medias y después dividiéndolas entre sus desviaciones estándar.

La base de datos descrita se utiliza para pronosticar la tasa de inflación. Además de predecir la inflación general, también presentaremos los resultados correspondientes a la inflación subyacente y no subyacente. El índice de la inflación subyacente incluye los componentes menos volátiles del INPC. Se considera que este índice tiene una respuesta rezagada a las variables macroeconómicas, tales como tasas de interés, tipos de cambio y salarios. Por otra parte, el índice de inflación no subyacente contiene los componentes más volátiles, tales como productos agrícolas y productos con precios administrados y concertados, tales como gasolina, electricidad, teléfono y transporte local. Este índice responde principalmente a variables externas, tales como precios internacionales y otras fuerzas domésticas que no son del mercado.

---

demostrado que cuando el filtro de Hodrick-Prescott es aplicado a los procesos integrados, puede generar fluctuaciones en los ciclos económicos incluso si no están presentes en las series originales, lo que potencialmente podría provocar equivocaciones de nuestros pronósticos.

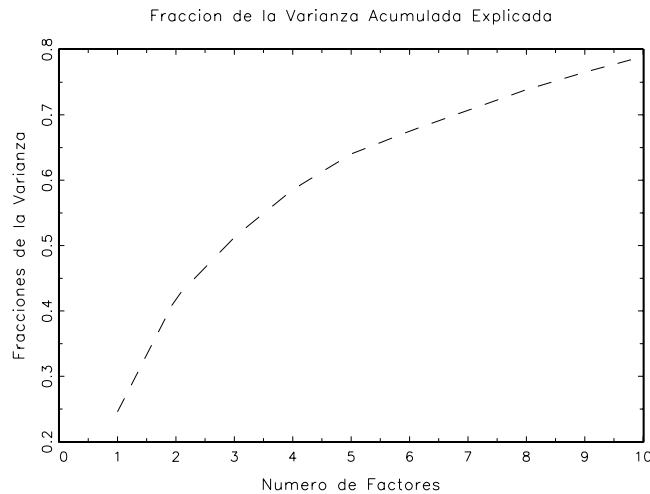


Figura 1: Fractions of Variance

### 3.1. Estimación e Interpretación de los Factores

La Figura 1 muestra el porcentaje acumulado de la variación total de las variables macroeconómicas explicadas por los primeros 10 factores. Como puede verse, con solamente 4 factores podemos explicar alrededor de 60% de la variación de las 54 series. Una de las interpretaciones de este resultado es que hay solamente unas pocas fuentes importantes de variabilidad macroeconómica.

A fin de caracterizar los primeros cuatro factores estimados, regresamos cada variable en la base de datos contra cada factor estimado a lo largo del periodo completo de la muestra. Valores altos de  $R^2$  en las regresiones resultantes sugieren que el factor analizado explica bien esa variable particular.

Los resultados se muestran en la Figura 2. El eje horizontal indica el código de las variables en la base de datos como se reportan en el apéndice, mientras que el eje vertical presenta el valor de  $R^2$  del factor que corresponde a esa variable particular. Las líneas verticales dividen las variables en grupos, como en el apéndice de datos. El primer factor parece ejercer una carga principalmente en producción y empleo, el segundo factor en la inflación de precios, el tercer factor en comercio y el cuarto factor en tipos de cambio. Por lo tanto, los factores extraídos de nuestros datos son informativos e interpretables desde un punto de vista económico. No obstante, es importante mencionar que ellos

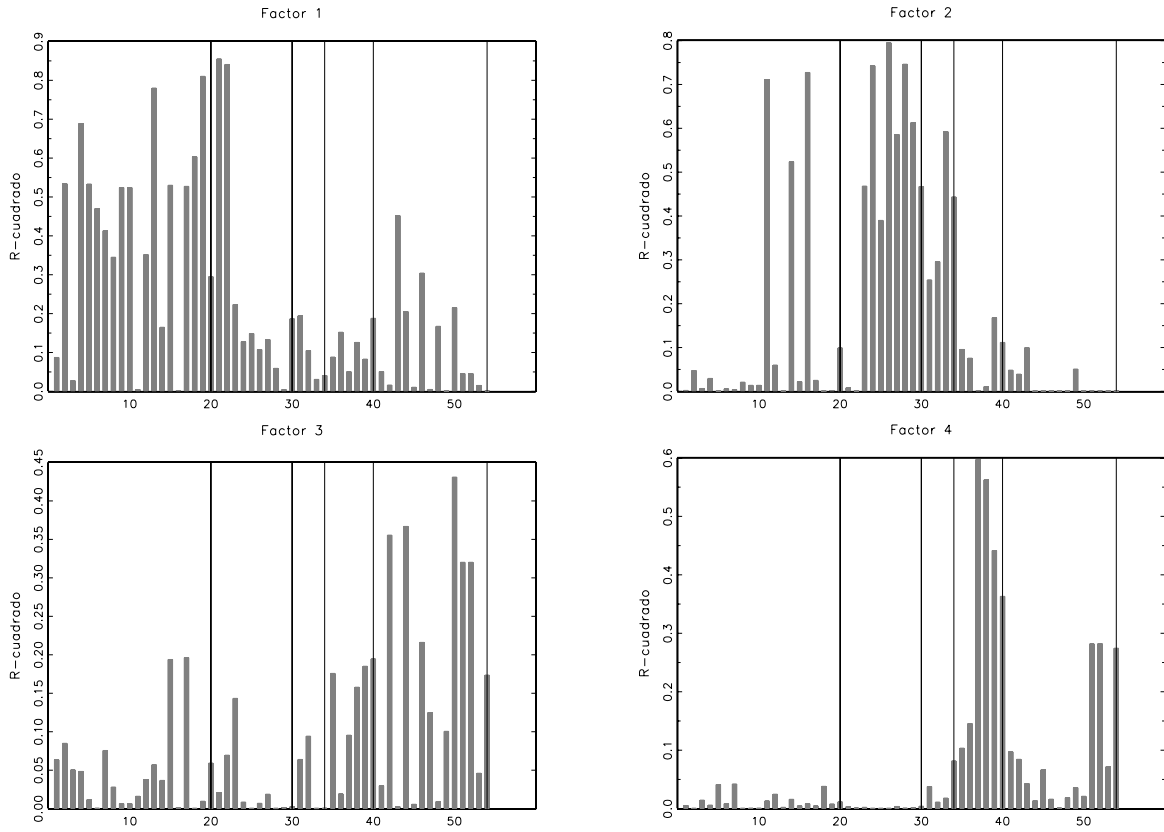


Figura 2: Identification of Factors

podrían ser combinaciones lineales de las variables económicas.

## 4. Marco de Pronósticos

### 4.1. Diseño de Pronósticos y Modelos de Pronósticos

Establecemos  $\pi_t$  para denotar la inflación en el tiempo  $t$ . Estamos interesados en pronosticar  $\pi_{t+h}$ , el valor anualizado de la tasa de inflación entre  $t$  y  $t+h$ , definido como:

$$\pi_{t+h}^h = \frac{400}{h} [\ln(P_{t+h}/P_t)], \quad (5)$$

donde  $P_t$  es el índice de precios al consumidor en el trimestre  $t$ . Nuestro modelo de factores está especificado como una proyección lineal de la tasa de inflación  $h$  pasos hacia

delante  $\pi_{t+h}$  con los predictores observados en el tiempo  $t$ . La función de pronóstico puede escribirse de la siguiente manera:

$$\hat{\pi}_{t+h}^h = \hat{\alpha}_h + \sum_{j=1}^m \hat{\beta}'_{hj} \hat{F}_{t-j+1} + \sum_{j=1}^p \hat{\gamma}_{hj} \pi_{t-j+1} + \hat{\delta}' D_t, \quad (6)$$

donde  $\hat{F}$  son los factores estimados y los coeficientes se definen como en la ecuación 4. El número de factores  $k$ , el número de rezagos de los factores  $m$  y el número de los rezagos autorregresivos  $p$  se escogen por BIC (el criterio bayesiano de información) con  $k \leq 3$ ,  $m \leq 4$ , y  $p \leq 5$ .<sup>4</sup> Consideramos los horizontes de pronóstico de  $h = 1, 2, 4$  y  $6$  trimestres hacia delante. El vector  $D_t$  contiene variables dicotómicas estacionales.<sup>5</sup>

El enfoque directo utilizado en este documento para construir los pronósticos tiene ciertas ventajas en comparación con el enfoque iterativo estándar. Primero, elimina la necesidad de ecuaciones adicionales para pronosticar simultáneamente los regresores en la ecuación 6. Segundo, reduce el impacto potencial del error de especificación en el modelo de un paso hacia delante al utilizar el mismo horizonte para la estimación y para el pronóstico.

Además de las variables macroeconómicas consideradas por Stock y Watson (2002a), nuestro enfoque para pronosticar inflación extraerá los factores  $\hat{F}_t$  de la base de datos compuesta de 243 subcomponentes del INPC. Comparamos nuestro modelo con un pronóstico base autorregresivo univariado:

$$\hat{\pi}_{t+h}^h = \hat{\alpha}_h + \sum_{j=1}^p \hat{\gamma}_{hj} \pi_{t-j+1} + \hat{\delta}' D_t. \quad (7)$$

---

<sup>4</sup>También hemos construido nuestros pronósticos incluyendo solamente valores contemporáneos de los factores (es decir,  $m = 1$ ), aunque los resultados no se reportan en este documento. El número de factores se estimó por el criterio de Bai y Ng (2002) y el número de rezagos autorregresivos por BIC. Aunque el modelo arroja conclusiones similares, encontramos que la inclusión de los rezagos de los factores resulta en pronósticos más precisos.

<sup>5</sup>Capistrán et al. (2009) proporcionan evidencia empírica de que los componentes estacionales explican casi el 60% de la variación total de la tasa de inflación durante el periodo 2000-2005. Para la tasa de inflación subyacente y no subyacente, el componente estacional explica más del 60% y casi el 50% de su variación total, respectivamente.

Capistrán et al. (2009) encuentran que el modelo autorregresivo con estacionalidad determinística produce pronósticos de igual desempeño comparados con aquéllos tomados de las encuestas de expertos producidas mensualmente. A su vez, estas últimas muestran mejores resultados que otros tipos de pronósticos de inflación en México de acuerdo con la evidencia (Capistrán y Lopez-Moctezuma, 2008).<sup>6</sup>

Para analizar el desempeño de los pronósticos, llevamos a cabo un ejercicio de pronóstico simulado en tiempo real. Para cada modelo, estimamos los factores y los parámetros del modelo para obtener los pronósticos de la tasa de inflación utilizando un esquema móvil. De acuerdo a Giacomini y White (2006), el esquema de ventanas móviles puede ser preferible si hay cambios estructurales en la muestra.

Los pronósticos fuera de la muestra se realizan para el periodo 2005:I a 2008:IV. El periodo de pronóstico es escogido tomando en cuenta el cambio estructural en 2000, cuando la tasa de inflación cambió de ser un proceso no estacionario a uno estacionario. Por lo tanto, una parte de las observaciones para el periodo cuando la inflación es estacionaria está incluida en la ventana de estimación y la parte restante se incluye en el periodo a pronosticar.

El tamaño de la ventana de estimación es de 36 trimestres. Por ejemplo, para construir el pronóstico de un paso hacia delante para 2005:I, utilizamos los datos del periodo 1996:I a 2004:IV para estimar los factores por el método de componentes principales. Entonces, elegimos el número de factores, el número de rezagos de factores y el número de rezagos autorregresivos por BIC. Finalmente, estimamos los coeficientes en la ecuación 6 y los utilizamos para generar los pronósticos fuera de la muestra para 2005:I. Siguiendo el mismo procedimiento de pronóstico, utilizamos los datos del periodo de 1996:II a 2005:I para hacer un pronóstico de un paso hacia delante para 2005:II. Notemos que descartamos la primera observación y agregamos una nueva observación al final de la muestra. Este ejercicio es repetido hasta que obtenemos el pronóstico para 2008:IV

---

<sup>6</sup>En el caso de la inflación de los Estados Unidos, Stock y Watson (2007) encuentran que a partir del año 1984 ha sido difícil obtener el desempeño superior que el de los modelos univariados. Los modelos univariados simples parecen generar pronósticos relativamente suaves y estables sin sufrir errores grandes de estimación de los parámetros.

utilizando los datos del periodo 1999:IV a 2008:III.<sup>7</sup>

Para asegurar que el tamaño de las ventanas de estimación y el número de pronósticos fuera de la muestra es constante para los pronósticos con  $h$  pasos hacia delante, agregamos  $h - 1$  observaciones al inicio del periodo de estimación para  $h = 2, 4,$  y  $6$  trimestres. Por ejemplo, para construir el pronóstico con  $h = 2$  pasos hacia delante para 2005:I, utilizamos los datos del periodo 1995:IV a 2004:III. Al avanzar en el procedimiento de ventanas móviles, los modelos se vuelven a estimar en cada periodo. Por consiguiente, los factores estimados, así como el número de factores, los rezagos de factores y los rezagos autorregresivos serán específicos para cada periodo y horizonte de pronóstico.

## 4.2. Comparación de Pronósticos

Para comparar la precisión predictiva de los modelos, calculamos la raíz del error cuadrático medio de predicción (RECM) de los modelos de factores relativos al modelo base autorregresivo. Para investigar si las diferencias en el desempeño predictivo de los modelos son estadísticamente significativas, utilizamos una prueba de igual habilidad predictiva. Las pruebas comúnmente utilizadas, tales como la de Diebold y Mariano (1995), solamente pueden ser aplicadas para comparar modelos no-anidados. Aplicamos la prueba de Giacomini y White (2006), que también es útil para comparar modelos anidados.

La prueba de Giacomini y White (GW) es una prueba de habilidad predictiva condicional. La prueba se construye bajo el supuesto de que los pronósticos son generados utilizando una ventana de datos móvil. Consideremos el diferencial de pérdida  $d_t = e_{1t}^2 - e_{2t}^2$ , donde  $e_{it}$  es el error de pronóstico para el pronóstico  $i$ .<sup>8</sup> La hipótesis nula de igual pre-

---

<sup>7</sup>Los resultados son robustos para pronósticos recursivos y para diferentes tamaños de las ventanas móviles. Los resultados de pronóstico para los tamaños de ventanas de 34, 38 y 40 trimestres pueden verse en el Apéndice B.

<sup>8</sup>Los resultados reportados en el presente documento se basan en una función de pérdida del error cuadrático medio, que es la más común en la literatura de pronósticos de factores. También hemos comparado nuestros resultados con aquéllos basados en una pérdida del Error Absoluto Medio (EAM), que arroja conclusiones similares. Éstas pueden verse en el Apéndice B.

cisión predictiva puede escribirse de la siguiente manera:

$$H_0 : E[d_{t+\tau}|h_t] = 0, \quad (8)$$

donde  $h_t$  es un vector  $p \times 1$  de las funciones o instrumentos de la prueba y  $\tau$  es el horizonte del pronóstico. Si una constante es usada como instrumento, la prueba puede ser interpretada como una prueba no condicional de igual precisión predictiva. El estadístico de la prueba  $GW$ ,  $GW_T$ , puede calcularse como el estadístico de Wald:

$$GW_T = T \left( T^{-1} \sum_{t=1}^{T-\tau} h_t d_{t+\tau} \right)' \hat{\Omega}_T^{-1} \left( T^{-1} \sum_{t=1}^{T-\tau} h_t d_{t+\tau} \right) \quad (9)$$

donde  $\hat{\Omega}_T$  es un estimador consistente *HAC* para la varianza asintótica de  $h_t d_{t+\tau}$ . Bajo la hipótesis nula dada en la ecuación 8, el estadístico de la prueba  $GW_T$  está asintóticamente distribuido como  $\chi_p^2$ .

## 5. Resultados de los Pronósticos

Para estimar el modelo, organizamos los datos en seis bloques: variables de producción real, inflación de precios, agregados monetarios, variables financieras (tasas de interés, tipos de cambio y precios de acciones), balanza de pagos y componentes del INPC. Entonces, seguimos a Forni et al. (2003) con el propósito de analizar el contenido predictivo marginal de estos diferentes grupos de variables. Es decir, estimamos el modelo de factores tomando en cuenta siete bases de datos alternativas. El primer grupo contiene todas las variables excepto aquéllas en el bloque de producción real, el segundo grupo contiene todas las variables excepto aquéllas en el primer bloque, y así para los primeros seis bloques. El séptimo grupo contiene todas las variables. De esta manera, podemos evaluar el cambio en el desempeño de los pronósticos cuando cada uno de los seis grupos de variables es excluido.

El Cuadro 1 presenta la RCMP del modelo de factores estimado para cada grupo

Cuadro 1: Resultados de Pronósticos: Inflación General

Var Excluidas	$h = 1$	$h = 2$	$h = 4$	$h = 6$
Producción	0.643 ( 0.021 )	0.770 ( 0.004 )	0.653 ( 0.001 )	0.690 ( 0.000 )
Precios	0.652 ( 0.025 )	0.759 ( 0.004 )	0.683 ( 0.002 )	0.645 ( 0.001 )
Agregados Mon.	0.636 ( 0.025 )	0.746 ( 0.003 )	0.689 ( 0.002 )	0.650 ( 0.001 )
Var. Financieras	0.628 ( 0.025 )	0.739 ( 0.002 )	0.686 ( 0.002 )	0.698 ( 0.000 )
Bal. de Pagos	0.637 ( 0.023 )	0.798 ( 0.040 )	0.685 ( 0.001 )	0.631 ( 0.001 )
INPC	0.786 ( 0.125 )	0.912 ( 0.456 )	1.018 ( 0.799 )	0.822 ( 0.087 )
Ninguna	0.630 ( 0.024 )	0.742 ( 0.002 )	0.685 ( 0.002 )	0.632 ( 0.001 )
RECOMP AR	2.344	2.039	1.606	1.560

Nota: El cuadro reporta la RECOMP del modelo de factores para cada conjunto de datos relativo al modelo autorregresivo. El valor p para la prueba Giacomini y White de igual habilidad predictiva se presenta entre paréntesis. La RECOMP se calcula utilizando los pronósticos fuera de la muestra de 2005:I-2008:IV con una ventana móvil de 36 trimestres.

de variables relativas al modelo base autorregresivo para el caso de la inflación general. En general, los modelos de factores tienen un desempeño superior en comparación con el modelo base autorregresivo en todos los horizontes, con una ganancia promedio en el rango de 30-40% respecto al modelo base.

Los resultados en cuanto al papel de los componentes del INPC desagregado son particularmente interesantes. La exclusión de estas variables resulta en un deterioro del desempeño de los pronósticos en todos los horizontes. Sin embargo, esto no es cierto para el resto de las variables, puesto que el desempeño de los pronósticos algunas veces mejora cuando estas variables son excluidas. Dicho de otra forma, cuando los componentes del INPC se toman en cuenta, las variables de la producción real, los agregados monetarios, las variables financieras y los componentes de la balanza de pagos parecen tener solamente un efecto marginal en la capacidad predictiva del modelo.

El Cuadro 1 también reporta los resultados de la prueba de habilidad predictiva para cada modelo relativo al modelo base autorregresivo. Más específicamente, presentamos los valores p de las pruebas de Giacomini y White (2006) utilizando una constante como instrumento. En general, rechazamos la hipótesis nula de igual habilidad predictiva para aquellos modelos que incluyen los datos desagregados del INPC. Sin embargo,



Cuadro 2: Resultados de Pronósticos: Inflación Subyacente

Var. Excluidas	$h=1$	$h=2$	$h=4$	$h=6$
Producción	0.746 ( 0.221 )	0.963 ( 0.633 )	0.944 ( 0.461 )	0.838 ( 0.007 )
Precios	0.908 ( 0.626 )	0.966 ( 0.699 )	0.853 ( 0.095 )	0.777 ( 0.000 )
Agregados Mon.	0.929 ( 0.719 )	0.923 ( 0.451 )	0.873 ( 0.138 )	0.834 ( 0.000 )
Var. Financieras	0.920 ( 0.681 )	0.897 ( 0.322 )	0.870 ( 0.160 )	0.842 ( 0.001 )
Bal. de Pagos	0.798 ( 0.212 )	1.036 ( 0.746 )	1.053 ( 0.812 )	0.965 ( 0.744 )
INPC	1.046 ( 0.135 )	1.060 ( 0.564 )	1.099 ( 0.199 )	0.948 ( 0.448 )
Ninguna	0.923 ( 0.688 )	0.995 ( 0.959 )	0.870 ( 0.138 )	0.781 ( 0.000 )
RECOMP AR	1.529	1.553	1.196	1.455

Nota: El cuadro reporta la RECOMP del modelo de factores para cada conjunto de datos relativo al modelo autorregresivo. El valor p para la prueba Giacomini y White de igual habilidad predictiva se presenta entre paréntesis. La RECOMP se calcula utilizando los pronósticos fuera de la muestra de 2005:I-2008:IV con una ventana móvil de 36 trimestres.

cuando el modelo de factores excluye los componentes del INPC, las diferencias en el desempeño de los pronósticos respecto al modelo base autorregresivo no son estadísticamente significativas en ningún horizonte de pronóstico.<sup>9</sup> En resumen, los resultados muestran evidencia de un desempeño superior del modelo de factores en comparación con el modelo base autorregresivo, siempre y cuando los componentes del INPC sean incluidos.

Los resultados de los pronósticos de inflación subyacente y no subyacente se reportan en los Cuadros 2 y 3 respectivamente. Los resultados sugieren que los modelos de factores muestran de manera consistente un desempeño superior que el modelo base en todos los horizontes. La prueba de Giacomini y White rechaza la hipótesis nula de igual habilidad predictiva para los horizontes de  $h = 4$  y  $6$  trimestres hacia adelante para el caso de la inflación subyacente para aquellos modelos que incluyen los datos desagregados del INPC. En el caso de la inflación no subyacente, obtenemos la misma conclusión para los horizontes de  $h = 2, 4$  y  $6$  trimestres hacia adelante. De acuerdo a esta evidencia, los componentes del INPC son especialmente útiles para pronósticos

<sup>9</sup>Esta conclusión es consistente con el estudio de Giacomini y White (2006) en el caso de los Estados Unidos. Los autores encuentran que la hipótesis nula de igual precisión predictiva entre el modelo de factores que incluye solamente las variables macroeconómicas y el modelo autorregresivo no puede ser rechazada.

Cuadro 3: Resultados de Pronósticos: Inflación No Subyacente

Var. Excluidas	$h = 1$	$h = 2$	$h = 4$	$h = 6$
Producción	0.834 ( 0.103 )	0.699 ( 0.047 )	0.850 ( 0.092 )	0.783 ( 0.000 )
Precios	0.847 ( 0.122 )	0.703 ( 0.049 )	0.749 ( 0.001 )	0.709 ( 0.000 )
Agregados Mon.	0.844 ( 0.125 )	0.700 ( 0.048 )	0.717 ( 0.000 )	0.728 ( 0.000 )
Var. Financieras	0.842 ( 0.118 )	0.697 ( 0.046 )	0.761 ( 0.001 )	0.787 ( 0.029 )
Bal. de Pagos	0.846 ( 0.122 )	0.700 ( 0.047 )	0.891 ( 0.320 )	0.666 ( 0.000 )
INPC	0.921 ( 0.275 )	0.555 ( 0.016 )	1.097 ( 0.696 )	0.936 ( 0.279 )
Ninguna	0.843 ( 0.120 )	0.698 ( 0.047 )	0.780 ( 0.000 )	0.709 ( 0.000 )
RECOMP AR	6.445	4.435	2.537	1.993

Nota: El cuadro reporta la RECOMP del modelo de factores para cada conjunto de datos relativo al modelo autorregresivo. El valor p para la prueba Giacomini y White de igual habilidad predictiva se presenta entre paréntesis. La RECOMP se calcula utilizando los pronósticos fuera de la muestra de 2005:I-2008:IV con una ventana móvil de 36 trimestres.

de horizontes a mediano plazo de  $h = 4$  y 6 trimestres de inflación subyacente y no subyacente. Para horizontes de  $h = 1$  trimestre hacia delante, el índice de inflación no subyacente parece ser más difícil de predecir, puesto que este índice está sujeto a choques temporales.<sup>10</sup>

En general, el desempeño relativo de los modelos de factores que incluyen los componentes del INPC mejora entre más incrementa el horizonte de pronóstico. Los factores capturan el componente común de los datos desagregados del INPC, filtrando las variaciones idiosincrásicas. Este componente común tiene un buen contenido predictivo, especialmente para el componente a largo plazo de la inflación, resultando en mayores mejoras sobre el modelo base entre más incrementa el horizonte. Adicionalmente, es probable que la incertidumbre del parámetro para el modelo de factores sea reducida en horizontes más largos, lo que resultaría en mayores mejoras.<sup>11</sup>

<sup>10</sup>Notemos que para los horizontes de  $h = 1$  trimestres hacia delante, la hipótesis nula de igual habilidad predictiva es rechazada para la inflación general, pero la misma hipótesis no es rechazada para la inflación subyacente y no subyacente. Como se muestra por Lutkepohl (1984), los pronósticos de las series agregadas podrían ser superiores a los pronósticos de las series desagregadas cuando el proceso de generación de datos no es conocido debido a la incertidumbre del parámetro, lo cual se encuentra comúnmente en aplicaciones empíricas.

<sup>11</sup>Estos resultados concuerdan con las simulaciones mostradas por Boivin y Ng (2005), lo que sugiere que el modelo de factores supera significativamente al modelo autorregresivo en horizontes más largos. Los resultados también son consistentes con el trabajo de Stock y Watson (2002a).

## 6. Conclusión

En el presente documento de investigación utilizamos el modelo de factores dinámicos propuesto por Stock y Watson (2002a) para pronosticar la inflación en México. Este método explota la información contenida en un gran número de series económicas utilizando unos pocos factores comunes para construir los pronósticos. También investigamos el papel del uso de los datos desagregados del INPC para mejorar el desempeño de los pronósticos.

Utilizamos una amplia base de datos que consiste en 243 componentes del INPC y 54 variables macroeconómicas para extraer los factores y simular predicciones fuera de la muestra para la inflación. Estimamos el modelo utilizando bases de datos que contienen diferentes bloques de variables para evaluar las ganancias de incluir los datos desagregados del INPC.

Nuestros resultados indican que los modelos de factores muestran un desempeño superior que el modelo base autorregresivo en uno, dos, cuatro y seis trimestres hacia delante, con ganancias de más de 30 % en términos de la RECOMP. Estas ganancias son especialmente fuertes tomando en cuenta que Capistrán et al. (2009) han demostrado que el modelo autorregresivo con estacionalidad determinística se desempeña tan bien como las encuestas de los especialistas. Estos resultados están de acuerdo con aquéllos de estudios anteriores para los casos de los Estados Unidos y la Eurozona. Adicionalmente, proporcionamos evidencia de que el uso de información de los componentes del INPC contribuye a mejorar considerablemente la precisión de los pronósticos de inflación.

Los resultados presentados en este documento son suficientemente prometedores para garantizar futura investigación. La metodología de Stock y Watson (2002a) puede ser combinada con acercamientos más estructurales para mejorar aún más los pronósticos. El método también puede ser aplicado para generar pronósticos de inflación mensuales. El modelo dinámico propuesto por Forni et al. (2000) también puede aplicarse a nuestra base de datos para comparar el desempeño de los pronósticos del método utilizado en este documento con un modelo alternativo de factores. Finalmente, tam-

bién podemos utilizar el método de componentes principales ponderados, explicado en Boivin y Ng (2006), el cual considera la calidad de las series para construir los factores.

## Referencias

- [1] Angelini E, Henry J, Mestre R. 2001. Diffusion Index-Based Inflation Forecasts for the Euro Area. ECB Working Paper No.61.
- [2] Aiolfi M, Catao L, Timmermann A. 2006. Common Factors in Latin America's Business Cycles. IMF Working Paper.
- [3] Bai J, Ng S. 2002. Determining the number of factors in approximate factor models. *Econometrica* 70: 191-221.
- [4] Bernanke B, Boivin, J. 2003. Monetary policy in a data rich environment. *Journal of Monetary Economics* 50: 525-546.
- [5] Boivin J., Ng, S., 2005. Understanding and comparing factor based forecasts. *International Journal of Central Banking* 1: 117-152.
- [6] Boivin J., Ng, S., 2006. Are more data always better for factor analysis? *Journal of Econometrics* 132: 169-194.
- [7] Capistrán C, Constandse C, Ramos Francia M. 2009. Using Seasonal Models to Forecast Short Run Inflation in Mexico. Working paper 2009-05, Banco de Mexico.
- [8] Capistrán C, Lopez-Moctezuma G. 2008. Las expectativas macroeconomicas de los especialistas: Una evaluacion de pronosticos de corto plazo en Mexico. Working Paper 2008-11, Banco de Mexico. Forthcoming in *El Trimestre Economico*.
- [9] Chiquiar D, Noriega EA, Ramos Francia M. 2007. A time series approach to test a change in inflation persistence: The Mexican experience. Working Paper 2007-1, Banco de Mexico. Forthcoming in *Applied Economics*.

- [10] Cogley T, Nason JM. 1995. Effects of the Hodrick-Prescott Filter on Trend and Difference Stationary Time Series: Implications for Business Cycle Research. *Journal of Economic Dynamics and Control* 19: 253-278.
- [11] Diebold F, Mariano R. 1995. Comparing predictive accuracy. *Journal of Business and Economic Statistics* 13: 253-263.
- [12] Forni M, Hallin M, Lippi M, Reichlin L. 2000. The Generalized Dynamic Factor Model: Identification and Estimation. *Review of Economics and Statistics* 82: 540-554.
- [13] Forni M, Hallin M, Lippi M, Reichlin L. 2003. Do financial variables help forecasting inflation and real activity in the euro area? *Journal of Monetary Economics* 50: 1243-1255.
- [14] Giacomini R, White H. 2006. Tests of conditional predictive ability. *Econometrica* 74: 1545-1555.
- [15] Hodrick R, Prescott EC. 1997. Postwar U.S. Business Cycles: An Empirical Investigation. *Journal of Money, Credit, and Banking* 29: 1-16.
- [16] Lutkepohl H. 1984. Forecasting Contemporaneously Aggregated Vector ARMA Processes. *Journal of Business and Economic Statistics* 2: 201-214.
- [17] Marcellino M, Stock JH, Watson MW. 2003. Macroeconomic forecasting in the euro area: country specific versus euro wide information. *European Economic Review* 47: 1-18.
- [18] Stock JH, Watson MW. 1999. Forecasting inflation. *Journal of Monetary Economics* 44: 293-335.
- [19] Stock JH, Watson MW. 2002a. Macroeconomic forecasting using diffusion indexes. *Journal of Business and Economic Statistics* 20: 147-162.

- [20] Stock JH, Watson MW. 2002b. Forecasting Using Principal Components from a Large Number of Predictors. *Journal of the American Statistical Association* 97: 1167-1179.
- [21] Stock JH, Watson MW. 2007. Why Has U.S. Inflation Become Harder to Forecast? *Journal of Money, Credit, and Banking* 39: 3-33.
- [22] Stock JH, Watson MW. 2008. Forecasting in Dynamic Factor Models Subject to Structural Instability, in *The Methodology and Practice of Econometrics, A Festschrift in Honour of Professor David F. Hendry*, ed. by J. Castle, and N. Shephard. Oxford University Press, Oxford.
- [23] Svensson Lars EO. 1997. Inflation Forecast Targeting: Implementing and Monitoring Inflation Targets. *European Economic Review* 41: 1111-1146.
- [24] Wallis KF. 1974. Seasonal adjustment and relations between variables. *Journal of the American Statistical Association* 69: 18-31.

## Apéndice A: Descripción de los Datos

En este apéndice se enumeran las variables utilizadas para construir los factores estimados. El número total de las series es 243 componentes del INPC y 54 variables macroeconómicas. El periodo de la muestra es de 1988:I a 2008:IV. Las series macroeconómicas se obtienen de los principales indicadores económicos de la OCDE, y los subcomponentes del INPC se obtienen del Banco de México. El formato es el siguiente: el número de serie, el código de transformación, y la descripción de las series. Los códigos de transformación son 1= sin transformación, 2=primera diferencia, 5=primeras diferencias logarítmicas.

### Variables Macroeconómicas

#### Producción Real

- 1 . 5 Producción en minería total a.e.- unidades: 2005=100
- 2 . 5 Producción en manufactura total a.e. - unidades: 2005=100
- 3 . 5 Producción de energía total a.e. - unidades: 2005=100
- 4 . 5 Producción de industria total incluyendo construcción a.e. - unidades: 2005=100
- 5 . 5 Producción de construcción total a.e. - unidades: 2005=100
- 6 . 5 Comercio al por menor total (Volumen) a.e. - unidades: 2005=100
- 7 . 5 Comercio al por mayor total (Volumen) a.e. - unidades: 2005=100
- 8 . 5 Trabajadores asegurados - unidades: personas '000
- 9 . 2 Tasa de desempleo armonizada: todas personas a.e. - unidades: %
- 10 . 2 Tasa de desempleo: basada en encuesta (todas personas) a.e. - unidades: %
- 11 . 5 Ingresos mensuales: manufactura a.e. - unidades: 2005=100
- 12 . 5 Ingresos mensuales brutos: manufactura - unidades: 2005=100
- 13 . 5 Producción real de referencia - Total - unidades: MXN mmm
- 14 . 5 Producción real de referencia - Manufactura - unidades: MXN mm
- 15 . 5 Producción real de referencia - Industria - unidades: MXN mm
- 16 . 5 Producción real de referencia - Construcción - unidades: MXN mm
- 17 . 5 Producción real de referencia - Comercio, transporte y comunicación - unidades: MXN mm
- 18 . 5 Producción real de referencia - Servicios financieros y comerciales - unidades: MXN mm
- 19 . 5 Producción real de referencia - Servicios de mercado - unidades: MXN mm
- 20 . 5 Producción real de referencia - Sector empresarial - unidades: MXN mm

#### Precios

- 21 . 5 Costos laborales de referencia totales - Manufactura - unidades: MXN mm
- 22 . 5 Costos laborales de referencia unitarios - Manufactura - unidades: 2005=100
- 23 . 5 INPP Bienes finales domésticos - unidades: 2005=100
- 24 . 5 INPC Todos los artículos - unidades: 2005=100
- 25 . 5 INPC Energía - unidades: 2005=100

- 26 . 5 INPC Todos los artículos excluyendo comida y energía - unidades: 2005=100
- 27 . 5 INPC Comida excluyendo restaurantes - unidades: 2005=100
- 28 . 5 INPC Servicios excluyendo vivienda - unidades: 2005=100
- 29 . 5 INPC Vivienda - unidades: 2005=100
- 30 . 5 Costo de construcción: vivienda social - unidades: 2005=100

### **Agregados Monetarios**

- 31 . 5 Base monetaria (M1a) a.e. - unidades: 2005=100
- 32 . 5 Agregado monetario M1 a.e. - unidades: MXN mmm
- 33 . 5 Oferta de dinero (M3) a.e. - unidades: 2005=100
- 34 . 5 Agregado monetario M4 a.e. - unidades: MXN mm

### **Variables Financieras**

- 35 . 2 Certificados de Tesorería con tasa de 91 días - unidades: % anual
- 36 . 5 Precios de acciones: Índice Nacional de Precios y Cotizaciones de la BMV - unidades: 2005=100
- 37 . 5 USD/MXN tipo de cambio, fin del periodo - unidades: USD/MXN
- 38 . 5 MXN/USD tipo de cambio promedio mensual - unidades: MXN/USD
- 39 . 5 Tipo de cambio efectivo real - Basado en el CPI - unidades: 2005=100
- 40 . 5 Tipo de cambio efectivo real - Basado en el CLU (el costo laboral unitario) - unidades: 2005=100

### **Balanza de Pagos**

- 41 . 5 Activos de reserva DEG - unidades: DEG mmm
- 42 . 5 Exportaciones f.o.b a.e. - unidades: USD mmm
- 43 . 5 Importaciones f.o.b a.e. - unidades: USD mmm
- 44 . 2 Comercio neto (f.o.b. - f.o.b) sa - unidades: USD mmm
- 45 . 1 Cuenta corriente como % del PIB - unidades: %
- 46 . 2 Cuenta corriente de la BdP USD a.e. - unidades: USD mmm
- 47 . 2 Balanza de rentas de la BdP a.e. - unidades: USD mmm
- 48 . 2 Balanza de servicios de la BdP a.e. - unidades: USD bln
- 49 . 2 Balanza de transferencias corrientes de la BdP a.e. - unidades: USD mm
- 50 . 2 Balanza comercial de la BdP a.e. - unidades: USD mmm
- 51 . 2 Balanza de capital y finanzas de la BdP incluyendo reservas - unidades: USD mmm
- 52 . 2 Balanza financiera de la BdP incluyendo reservas - unidades: USD mm
- 53 . 2 Otras inversiones, activos de la BdP - unidades: USD mm
- 54 . 2 Errores y omisiones neto de la BdP - unidades: USD mm



## Componentes del Índice de Precios al Consumidor

- 1 . 5 Tortilla de maíz
- 2 . 5 Harina
- 3 . 5 Maíz
- 4 . 5 Pan dulce
- 5 . 5 Pan blanco
- 6 . 5 Pan de caja
- 7 . 5 Pastelillos y pasteles
- 8 . 5 Pasta para sopa
- 9 . 5 Galletas populares
- 10 . 5 Otras galletas
- 11 . 5 Harinas de trigo
- 12 . 5 Cereales en hojuelas
- 13 . 5 Arroz
- 14 . 5 Pollo en piezas
- 15 . 5 Pollo entero
- 16 . 5 Pulpa de cerdo
- 17 . 5 Chuletas y manteca de cerdo
- 18 . 5 Lomo
- 19 . 5 Pierna
- 20 . 5 Bistec de res
- 21 . 5 Carne molida de res
- 22 . 5 Retazo
- 23 . 5 Cortes especiales de res
- 24 . 5 Hígado de res
- 25 . 5 Otras vísceras de res
- 26 . 5 Jamón
- 27 . 5 Salchichas
- 28 . 5 Chorizo
- 29 . 5 Otros embutidos
- 30 . 5 Carnes secas
- 31 . 5 Tocino
- 32 . 5 Otros pescados
- 33 . 5 Camarón
- 34 . 5 Mojarra
- 35 . 5 Otros mariscos
- 36 . 5 Robalo y mero
- 37 . 5 Huachinango
- 38 . 5 Atún y sardina en lata
- 39 . 5 Otros pescados y mariscos en conserva
- 40 . 5 Leche pasteurizada y fresca
- 41 . 5 Leche en polvo

- 42 . 5 Leche evaporada, condensada y maternizada
- 43 . 5 Queso fresco
- 44 . 5 Yogurt
- 45 . 5 Crema de leche
- 46 . 5 Queso manchego o Chihuahua
- 47 . 5 Otros quesos
- 48 . 5 Helados
- 49 . 5 Queso amarillo
- 50 . 5 Mantequilla
- 51 . 5 Huevo
- 52 . 5 Aceites y grasas vegetales comestibles
- 53 . 5 Manzana
- 54 . 5 Plátanos
- 55 . 5 Naranja
- 56 . 5 Aguacate
- 57 . 5 Mango
- 58 . 5 Papaya
- 59 . 5 Limón
- 60 . 5 Grape
- 61 . 5 Melón
- 62 . 5 Sandía
- 63 . 5 Pera
- 64 . 5 Durazno
- 65 . 5 Toronja
- 66 . 5 Piña
- 67 . 5 Guayava
- 68 . 5 Jitomate
- 69 . 5 Papa
- 70 . 5 Cebolla
- 71 . 5 Tomate verde
- 72 . 5 Calabacita
- 73 . 5 Chile serrano
- 74 . 5 Zanahoria
- 75 . 5 Chile poblano
- 76 . 5 Lechuga y col
- 77 . 5 Chícharo
- 78 . 5 Chayote
- 79 . 5 Pepino
- 80 . 5 Frijol
- 81 . 5 Chile seco
- 82 . 5 Otras legumbres secas
- 83 . 5 Jugos o néctares envasados
- 84 . 5 Chiles procesados

- 85 . 5 Verduras envasadas
- 86 . 5 Puré de tomate y sopas enlatadas
- 87 . 5 Otras conservas de frutas
- 88 . 5 Frutas y legumbres preparadas para bebés
- 89 . 5 Azúcar
- 90 . 5 Café soluble
- 91 . 5 Café tostado
- 92 . 5 Refrescos envasados
- 93 . 5 Mayonesa y mostaza
- 94 . 5 Concentrados de pollo y sal
- 95 . 5 Papas fritas y similares
- 96 . 5 Concentrados para refrescos
- 97 . 5 Chocolate
- 98 . 5 Dulces, cajetas y miel
- 99 . 5 Gelatina en polvo
- 100 . 5 Carnitas
- 101 . 5 Pollos rostizados
- 102 . 5 Barbacoa o birria
- 103 . 5 Cerveza
- 104 . 5 Tequila
- 105 . 5 Otros licores
- 106 . 5 Rón
- 107 . 5 Brandy
- 108 . 5 Vino de mesa
- 109 . 5 Cigarrillos
- 110 . 5 Camisas
- 111 . 5 Ropa interior para hombre
- 112 . 5 Calcetines
- 113 . 5 Pantalones para hombre base algodón
- 114 . 5 Trajes
- 115 . 5 Pantalones para hombre otros materiales
- 116 . 5 Otras prendas para hombre
- 117 . 5 Blusas para mujer
- 118 . 5 Ropa interior para mujer
- 119 . 5 Medias y pantimedias
- 120 . 5 Pantalones para mujer base algodón
- 121 . 5 Pantalones para mujer otros materiales
- 122 . 5 Conjuntos y otras prendas para mujer
- 123 . 5 Vestidos para mujer
- 124 . 5 Faldas para mujer
- 125 . 5 Pantalones para niño base algodón
- 126 . 5 Pantalones para niño otros materiales
- 127 . 5 Camisas y playeras para niños

- 128 . 5 Vestidos para niña
- 129 . 5 Ropa interior para niño
- 130 . 5 Ropa interior para niña
- 131 . 5 Trajes para bebés
- 132 . 5 Camisetas para bebés
- 133 . 5 Chamarras y abrigos
- 134 . 5 Sombreros
- 135 . 5 Suéter para niño y niña
- 136 . 5 Uniformes para niño
- 137 . 5 Uniformes para niña
- 138 . 5 Zapatos tenis
- 139 . 5 Zapatos para mujer
- 140 . 5 Zapatos para hombre
- 141 . 5 Zapatos para niños
- 142 . 5 Otros gastos del calzado
- 143 . 5 Bolsas, maletas y cinturones
- 144 . 5 Relojes, joyas y bisutería
- 145 . 5 Renta de vivienda
- 146 . 5 Electricidad
- 147 . 5 Gas doméstico
- 148 . 5 Servicio doméstico
- 149 . 5 Muebles para cocina
- 150 . 5 Antecomedores
- 151 . 5 Estufas
- 152 . 5 Calentadores para agua
- 153 . 5 Salas
- 154 . 5 Comedores
- 155 . 5 Colchones
- 156 . 5 Recamaras
- 157 . 5 Refrigeradores
- 158 . 5 Lavadoras de ropa
- 159 . 5 Planchas eléctricas
- 160 . 5 Licuadoras
- 161 . 5 Equipos modulares
- 162 . 5 Radios y grabadoras
- 163 . 5 Focos
- 164 . 5 Cerillos
- 165 . 5 Velas y veladoras
- 166 . 5 Escobas
- 167 . 5 Loza y cristalería
- 168 . 5 Baterías de cocina
- 169 . 5 Utensilios de plástico para el hogar
- 170 . 5 Colchas

171 . 5 Sábanas  
172 . 5 Cobijas  
173 . 5 Toallas  
174 . 5 Cortinas  
175 . 5 Detergentes  
176 . 5 Jabón para lavar  
177 . 5 Desodorantes ambientales  
178 . 5 Antibióticos  
179 . 5 Analgésicos  
180 . 5 Nutricionales  
181 . 5 Anticonceptivos y hormonales  
182 . 5 Gastrointestinales  
183 . 5 Expectorantes y descongestivos  
184 . 5 Antigripales  
185 . 5 Consulta médica  
186 . 5 Operación quirúrgica  
187 . 5 Cuidado dental  
188 . 5 Corte de cabello  
189 . 5 Sala de belleza  
190 . 5 Productos para el cabello  
191 . 5 Lociones y perfumes  
192 . 5 Jabón de tocador  
193 . 5 Pasta dental  
194 . 5 Desodorantes personales  
195 . 5 Cremas para la piel  
196 . 5 Navajas y máquinas de afeitarse  
197 . 5 Papel higiénico  
198 . 5 Pañales  
199 . 5 Toallas sanitarias  
200 . 5 Servilletas de papel  
201 . 5 Autobús urbano  
202 . 5 Taxi  
203 . 5 Metro o transporte eléctrico  
204 . 5 Autobús foráneo  
205 . 5 Transporte aéreo  
206 . 5 Automóviles  
207 . 5 Bicicletas  
208 . 5 Aceites lubricantes  
209 . 5 Neumáticos  
210 . 5 Otras refacciones  
211 . 5 Acumuladores  
212 . 5 Seguro de automóvil  
213 . 5 Tenencia de automóvil

- 214 . 5 Mantenimiento de automóvil
- 215 . 5 Estacionamiento
- 216 . 5 Universidad
- 217 . 5 Primaria
- 218 . 5 Preparatoria
- 219 . 5 Secundaria
- 220 . 5 Carrera corta
- 221 . 5 Jardín de niños y guardería
- 222 . 5 Libros de texto
- 223 . 5 Otros libros
- 224 . 5 Cuadernos y carpetas
- 225 . 5 Plumas, lápices y otros
- 226 . 5 Hoteles
- 227 . 5 Cine
- 228 . 5 Centro nocturno
- 229 . 5 Club deportivo
- 230 . 5 Espectáculos deportivos
- 231 . 5 Periódicos
- 232 . 5 Revistas
- 233 . 5 Juguetes
- 234 . 5 Discos y casetes
- 235 . 5 Material y aparatos fotográficos
- 236 . 5 Instrumentos musicales y otros
- 237 . 5 Artículos deportivos
- 238 . 5 Loncherías
- 239 . 5 Restaurantes
- 240 . 5 Cantinas
- 241 . 5 Cafeterías
- 242 . 5 Servicios funerarios
- 243 . 5 Cuotas de licencias y otros documentos

## Apéndice B: Resultados de Pronóstico utilizando tamaños de ventana alternativos y Función de Pérdida EAM

Cuadro 4: Resultados de Pronósticos: Inflación General

Var. Excluidas	$h=1$	$h=2$	$h=4$	$h=6$
Tamaño de la Ventana=34 trimestres				
Producción	0.721 ( 0.018 )	0.793 ( 0.061 )	0.824 ( 0.061 )	0.815 ( 0.090 )
Precios	0.787 ( 0.023 )	0.809 ( 0.059 )	0.811 ( 0.028 )	0.843 ( 0.157 )
Agregados Mon.	0.738 ( 0.023 )	0.792 ( 0.037 )	0.829 ( 0.037 )	0.841 ( 0.194 )
Var. Financieras	0.734 ( 0.023 )	0.780 ( 0.032 )	0.815 ( 0.030 )	0.830 ( 0.136 )
Bal. de Pagos	0.724 ( 0.021 )	0.910 ( 0.448 )	0.816 ( 0.032 )	0.817 ( 0.091 )
INPC	0.976 ( 0.651 )	1.114 ( 0.285 )	1.248 ( 0.093 )	1.229 ( 0.089 )
Ninguna	0.732 ( 0.021 )	0.790 ( 0.040 )	0.819 ( 0.031 )	0.829 ( 0.133 )
RECOMP AR	2.260	1.971	1.375	1.118
Tamaño de la Ventana=36 trimestres				
Producción	0.691 ( 0.013 )	0.843 ( 0.034 )	0.737 ( 0.010 )	0.794 ( 0.038 )
Precios	0.710 ( 0.015 )	0.824 ( 0.049 )	0.755 ( 0.029 )	0.779 ( 0.015 )
Agregados Mon.	0.680 ( 0.015 )	0.805 ( 0.028 )	0.779 ( 0.026 )	0.785 ( 0.016 )
Var. Financieras	0.676 ( 0.016 )	0.813 ( 0.029 )	0.707 ( 0.015 )	0.780 ( 0.016 )
Bal. de Pagos	0.687 ( 0.017 )	0.810 ( 0.026 )	0.721 ( 0.016 )	0.768 ( 0.019 )
INPC	0.988 ( 0.956 )	1.026 ( 0.728 )	1.013 ( 0.814 )	0.939 ( 0.424 )
Ninguna	0.672 ( 0.014 )	0.800 ( 0.023 )	0.702 ( 0.013 )	0.779 ( 0.015 )
RECOMP AR	2.404	1.940	1.514	2.431
Tamaño de la Ventana=40 trimestres				
Producción	0.657 ( 0.069 )	0.751 ( 0.098 )	0.745 ( 0.081 )	0.771 ( 0.066 )
Precios	0.686 ( 0.108 )	0.676 ( 0.199 )	0.631 ( 0.136 )	0.770 ( 0.061 )
Agregados Mon.	0.682 ( 0.082 )	0.792 ( 0.142 )	0.762 ( 0.098 )	0.777 ( 0.066 )
Var. Financieras	0.703 ( 0.104 )	0.777 ( 0.128 )	0.753 ( 0.098 )	0.774 ( 0.065 )
Bal. de Pagos	0.704 ( 0.102 )	0.795 ( 0.144 )	0.753 ( 0.096 )	0.767 ( 0.068 )
INPC	1.579 ( 0.170 )	1.025 ( 0.861 )	1.515 ( 0.227 )	1.160 ( 0.320 )
Ninguna	0.707 ( 0.108 )	0.784 ( 0.133 )	0.752 ( 0.096 )	0.774 ( 0.067 )
RECOMP AR	2.153	2.262	1.848	2.709

Nota: El cuadro reporta la RECOMP del modelo de factores para cada conjunto de datos relativo al modelo autorregresivo. El valor p para la prueba Giacomini y White de igual habilidad predictiva se presenta entre paréntesis. La RECOMP se calcula utilizando los pronósticos fuera de la muestra de 2005:I-2008:IV con una ventana móvil de 36 trimestres.

Cuadro 5: Resultados de Pronósticos: Inflación Subyacente

Var. Excluidas	$h=1$	$h=2$	$h=4$	$h=6$
Tamaño de la Ventana=34 trimestres				
Producción	0.716 ( 0.132 )	1.017 ( 0.896 )	1.145 ( 0.488 )	0.873 ( 0.012 )
Precios	0.854 ( 0.399 )	0.856 ( 0.229 )	0.804 ( 0.003 )	0.800 ( 0.010 )
Agregados Mon.	0.885 ( 0.514 )	0.912 ( 0.377 )	0.799 ( 0.002 )	0.795 ( 0.009 )
Var. Financieras	0.844 ( 0.336 )	0.893 ( 0.270 )	0.791 ( 0.002 )	0.798 ( 0.019 )
Bal. de Pagos	0.818 ( 0.290 )	0.869 ( 0.294 )	0.779 ( 0.002 )	0.769 ( 0.007 )
INPC	1.011 ( 0.317 )	0.981 ( 0.506 )	1.138 ( 0.229 )	1.052 ( 0.550 )
Ninguna	0.810 ( 0.287 )	0.839 ( 0.194 )	0.789 ( 0.002 )	0.787 ( 0.006 )
RECOMP AR	1.596	1.537	1.269	1.278
Tamaño de la Ventana=36 trimestres				
Producción	1.091 ( 0.359 )	0.883 ( 0.469 )	0.931 ( 0.636 )	0.861 ( 0.040 )
Prices	0.905 ( 0.507 )	0.943 ( 0.670 )	0.828 ( 0.243 )	0.876 ( 0.018 )
Mon. aggregates	0.969 ( 0.825 )	0.872 ( 0.291 )	0.812 ( 0.188 )	0.863 ( 0.005 )
Financial Var.	0.911 ( 0.493 )	0.866 ( 0.271 )	0.768 ( 0.100 )	0.839 ( 0.004 )
Bal. of Payments	0.860 ( 0.276 )	0.875 ( 0.371 )	0.808 ( 0.180 )	0.844 ( 0.009 )
CPI Components	1.027 ( 0.153 )	0.929 ( 0.451 )	1.022 ( 0.341 )	0.532 ( 0.177 )
Ninguna	0.888 ( 0.407 )	0.941 ( 0.665 )	0.810 ( 0.192 )	0.878 ( 0.020 )
RMSFE AR	1.395	1.502	1.184	2.383
Tamaño de la Ventana=40 trimestres				
Producción	0.998 ( 0.989 )	0.911 ( 0.412 )	0.938 ( 0.500 )	0.899 ( 0.006 )
Precios	1.049 ( 0.824 )	1.000 ( 0.999 )	0.939 ( 0.542 )	0.905 ( 0.003 )
Agregados Mon.	1.042 ( 0.853 )	0.976 ( 0.788 )	0.946 ( 0.588 )	0.911 ( 0.004 )
Var. Financieras	0.931 ( 0.743 )	0.948 ( 0.501 )	0.952 ( 0.643 )	0.909 ( 0.006 )
Bal. de Pagos	0.846 ( 0.488 )	0.991 ( 0.921 )	0.924 ( 0.451 )	0.904 ( 0.019 )
INPC	0.990 ( 0.928 )	1.063 ( 0.719 )	0.854 ( 0.285 )	0.856 ( 0.214 )
Ninguna	0.944 ( 0.794 )	0.989 ( 0.912 )	0.942 ( 0.566 )	0.908 ( 0.005 )
RECOMP AR	1.369	1.524	1.414	2.623

Nota: El cuadro reporta la RECOMP del modelo de factores para cada conjunto de datos relativo al modelo autorregresivo. El valor p para la prueba Giacomini y White de igual habilidad predictiva se presenta entre paréntesis. La RECOMP se calcula utilizando los pronósticos fuera de la muestra de 2005:I-2008:IV con una ventana móvil de 36 trimestres.



Cuadro 6: Resultados de Prostickos: Inflación No Subyacente

Var. Excluidas	$h=1$	$h=2$	$h=4$	$h=6$
Tamaño de la Ventana=34 trimestres				
Producción	0.850 ( 0.101 )	0.756 ( 0.061 )	0.750 ( 0.007 )	0.799 ( 0.001 )
Precios	0.855 ( 0.103 )	0.705 ( 0.026 )	0.758 ( 0.009 )	0.825 ( 0.066 )
Agregados Mon.	0.873 ( 0.164 )	0.764 ( 0.062 )	0.768 ( 0.020 )	0.827 ( 0.064 )
Var. Financieras	0.872 ( 0.156 )	0.761 ( 0.059 )	0.754 ( 0.013 )	0.836 ( 0.111 )
Bal. de Pagos	0.859 ( 0.150 )	0.760 ( 0.061 )	0.850 ( 0.284 )	0.787 ( 0.012 )
INPC	0.880 ( 0.084 )	0.654 ( 0.006 )	1.085 ( 0.541 )	1.041 ( 0.524 )
Ninguna	0.872 ( 0.156 )	0.761 ( 0.060 )	0.789 ( 0.049 )	0.828 ( 0.086 )
RECOMP AR	6.473	4.376	2.602	1.812
Tamaño de la Ventana=36 trimestres				
Producción	0.878 ( 0.217 )	0.779 ( 0.047 )	0.723 ( 0.056 )	0.615 ( 0.048 )
Precios	0.883 ( 0.211 )	0.781 ( 0.047 )	0.792 ( 0.191 )	0.645 ( 0.089 )
Agregados Mon.	0.849 ( 0.089 )	0.776 ( 0.042 )	0.829 ( 0.301 )	0.686 ( 0.098 )
Var. Financieras	0.875 ( 0.195 )	0.778 ( 0.045 )	0.793 ( 0.194 )	0.672 ( 0.108 )
Bal. de Pagos	0.877 ( 0.208 )	0.778 ( 0.042 )	0.869 ( 0.490 )	0.627 ( 0.065 )
INPC	0.822 ( 0.072 )	0.728 ( 0.055 )	1.076 ( 0.782 )	0.735 ( 0.194 )
Ninguna	0.880 ( 0.211 )	0.775 ( 0.042 )	0.800 ( 0.211 )	0.648 ( 0.092 )
RECOMP AR	6.295	4.266	2.709	2.995
Tamaño de la Ventana=40 trimestres				
Producción	0.856 ( 0.057 )	0.712 ( 0.019 )	0.592 ( 0.123 )	0.600 ( 0.061 )
Precios	0.866 ( 0.058 )	0.714 ( 0.020 )	0.672 ( 0.193 )	0.577 ( 0.057 )
Agregados Mon.	0.841 ( 0.136 )	0.713 ( 0.019 )	0.690 ( 0.219 )	0.619 ( 0.065 )
Var. Financieras	0.786 ( 0.029 )	0.707 ( 0.017 )	0.650 ( 0.198 )	0.665 ( 0.065 )
Bal. de Pagos	0.861 ( 0.193 )	0.710 ( 0.018 )	0.728 ( 0.299 )	0.614 ( 0.064 )
INPC	1.253 ( 0.508 )	0.758 ( 0.048 )	0.840 ( 0.394 )	0.891 ( 0.352 )
Ninguna	0.852 ( 0.162 )	0.709 ( 0.018 )	0.674 ( 0.197 )	0.615 ( 0.064 )
RECOMP AR	6.519	4.902	3.523	3.167

Nota: El cuadro reporta la RECOMP del modelo de factores para cada conjunto de datos relativo al modelo autorregresivo. El valor p para la prueba Giacomini y White de igual habilidad predictiva se presenta entre paréntesis. La RECOMP se calcula utilizando los pronosticos fuera de la muestra de 2005:I-2008:IV con una ventana móvil de 36 trimestres.

Cuadro 7: Resultados de Pronósticos utilizando una función de pérdida EAM

Var Excluidas	$h = 1$	$h = 2$	$h = 4$	$h = 6$
Inflación General				
Producción	0.655 ( 0.017 )	0.744 ( 0.000 )	0.624 ( 0.020 )	0.646 ( 0.000 )
Precios	0.654 ( 0.018 )	0.719 ( 0.000 )	0.669 ( 0.038 )	0.652 ( 0.000 )
Agregados Mon.	0.647 ( 0.019 )	0.713 ( 0.000 )	0.684 ( 0.025 )	0.650 ( 0.000 )
Var. Financieras	0.637 ( 0.017 )	0.706 ( 0.000 )	0.680 ( 0.028 )	0.695 ( 0.000 )
Bal. de Pagos	0.644 ( 0.018 )	0.778 ( 0.022 )	0.680 ( 0.023 )	0.610 ( 0.000 )
INPC	0.747 ( 0.078 )	0.887 ( 0.331 )	0.998 ( 0.986 )	0.842 ( 0.026 )
Ninguna	0.633 ( 0.016 )	0.707 ( 0.000 )	0.680 ( 0.026 )	0.613 ( 0.000 )
RECMP AR	1.926	1.797	1.284	1.276
Inflación Subyacente				
Producción	0.863 ( 0.446 )	0.982 ( 0.881 )	0.881 ( 0.245 )	0.898 ( 0.213 )
Precios	0.956 ( 0.828 )	1.013 ( 0.920 )	0.839 ( 0.072 )	0.837 ( 0.060 )
Agregados Mon.	0.985 ( 0.942 )	0.921 ( 0.539 )	0.859 ( 0.120 )	0.889 ( 0.132 )
Var. Financieras	1.007 ( 0.972 )	0.885 ( 0.375 )	0.867 ( 0.203 )	0.914 ( 0.325 )
Bal. de Pagos	0.887 ( 0.533 )	1.055 ( 0.726 )	0.990 ( 0.959 )	1.018 ( 0.887 )
INPC	1.121 ( 0.076 )	1.021 ( 0.827 )	1.073 ( 0.212 )	0.966 ( 0.550 )
Ninguna	0.997 ( 0.989 )	1.027 ( 0.852 )	0.862 ( 0.137 )	0.851 ( 0.101 )
RECMP AR	1.077	1.282	0.997	1.128
Inflación No subyacente				
Producción	0.801 ( 0.039 )	0.710 ( 0.023 )	0.793 ( 0.158 )	0.645 ( 0.000 )
Precios	0.835 ( 0.091 )	0.709 ( 0.022 )	0.698 ( 0.006 )	0.661 ( 0.000 )
Agregados Mon.	0.833 ( 0.097 )	0.708 ( 0.024 )	0.640 ( 0.000 )	0.679 ( 0.001 )
Var. Financieras	0.832 ( 0.094 )	0.703 ( 0.021 )	0.663 ( 0.000 )	0.713 ( 0.015 )
Bal. de Pagos	0.836 ( 0.098 )	0.706 ( 0.021 )	0.749 ( 0.028 )	0.613 ( 0.000 )
INPC	0.931 ( 0.421 )	0.567 ( 0.015 )	1.006 ( 0.978 )	0.946 ( 0.551 )
Ninguna	0.832 ( 0.095 )	0.706 ( 0.022 )	0.684 ( 0.000 )	0.655 ( 0.000 )
RECMP AR	5.373	3.419	2.146	1.660

Nota: El cuadro reporta el EAM del modelo de factores para cada conjunto de datos relativo al modelo autorregresivo. El valor p para la prueba Giacomini y White de igual habilidad predictiva se presenta entre paréntesis. El EAM se calcula utilizando los pronósticos fuera de la muestra de 2005:I-2008:IV con una ventana móvil de 36 trimestres.