



BANCO DE GUATEMALA

Documentos de Trabajo

CENTRAL BANK OF GUATEMALA

Working Papers

No.105

**PREDICIENDO LA INFLACIÓN EN GUATEMALA
¿ES ÚTIL LA INFORMACIÓN CONTENIDA EN LA
ENCUESTA DE EXPECTATIVAS DE INFLACIÓN?***

Año 2008

Autor:

Gustavo Antonio Leyva Jiménez

*Trabajo ganador del 1er. lugar, reconocimiento otorgado por el Jurado Calificador del Certamen Permanente de Investigación sobre Temas de Interés para la Banca Central Dr. Manuel Noriega Morales, Edición XIX





BANCO DE GUATEMALA

La serie de Documentos de Trabajo del Banco de Guatemala es una publicación que divulga los trabajos de investigación económica realizados por el personal del Banco Central o por personas ajenas a la institución, bajo encargo de la misma. El propósito de esta serie de documentos es aportar investigación técnica sobre temas relevantes, tratando de presentar nuevos puntos de vista que sirvan de análisis y discusión. Los Documentos de Trabajo contienen conclusiones de carácter preliminar, las cuales están sujetas a modificación, de conformidad con el intercambio de ideas y de la retroalimentación que reciban los autores.

La publicación de Documentos de Trabajo no está sujeta a la aprobación previa de los miembros de la Junta Monetaria del Banco de Guatemala. Por lo tanto, la metodología, el análisis y las conclusiones que dichos documentos contengan son de exclusiva responsabilidad de sus autores y no necesariamente representan la opinión del Banco de Guatemala o de las autoridades de la institución.

*****©*****

The Central Bank of Guatemala Working Papers Series is a publication that contains economic research documents produced by the Central Bank staff or by external researchers, upon the Bank's request. The publication's purpose is to provide technical economic research about relevant topics, trying to present new points of view that can be used for analysis and discussion. Such working papers contain preliminary conclusions, which are subject to being modified according to the exchange of ideas, and to feedback provided to the authors.

The Central Bank of Guatemala Working Papers Series is not subject to previous approval by the Central Bank Board. Therefore, their methodologies, analysis and conclusions are of exclusive responsibility of their authors, and do not necessarily represent the opinion of either the Central Bank or its authorities.

Prediciendo la inflación en Guatemala: ¿es útil la información contenida en la encuesta de expectativas de inflación?

Gustavo Antonio Leyva Jiménez

1. Introducción y motivación

La implementación relativamente exitosa del esquema de metas de inflación en el mundo, y sobre todo en América Latina,¹ ha generado un entusiasmo particular en la región. Muchos bancos centrales, entre los cuales se encuentra el de Guatemala, se han mostrado interesados en diseñar su política monetaria de modo consistente con dicho esquema; por ejemplo: mediante el abandono gradual de regímenes de tipo de cambio fijos o intermedios (i. e. bandas cambiarias), perfeccionamiento en la comunicación de sus acciones de política monetaria, anuncio de metas de inflación, diseño de modelos para pronosticar la inflación, seguimiento de las expectativas inflacionarias de los agentes económicos, entre otros elementos. Por ejemplo, Guatemala ostenta en la actualidad un régimen de tipo de cambio flexible con intervenciones excepcionales en el mercado cambiario, anuncia desde 1995 metas de inflación en forma de rango que se han cumplido con relativo éxito, y dispone de herramientas analíticas y técnicas que reflejan un mayor compromiso con el objetivo inflacionario. En un entorno de expectativas racionales y de mejoramiento en el procesamiento de la información, las expectativas que se forman los agentes sobre el curso futuro de la política monetaria resultan claves para el resultado inflacionario. Por ello, usualmente los bancos centrales —que se adhieren a este régimen monetario— monitorean las expectativas de inflación de los agentes privados para evaluar la capacidad

que tiene la política monetaria para guiar su percepción respecto de la inflación futura. Existen fuentes internacionales que proveen este tipo de información (i. e. *Consensus Forecast*), pero es común que los bancos centrales realicen o encarguen hacer sus propias encuestas de expectativas dirigidas a un conjunto de expertos.

El banco central de Guatemala reporta desde diciembre de 2003 los resultados de la encuesta hecha a los agentes privados sobre sus expectativas inflacionarias, en general, bajo la forma de proyecciones de 1, 2, 3 y s periodos (meses) adelante, siendo s el periodo que resta para terminar el año. Dado que el banco central de Guatemala invierte recursos en la formulación de dicha encuesta y el procesamiento de la información, que de ella se deriva, es válido preguntarse si las proyecciones de inflación realizadas por agentes considerados como expertos contienen información útil en la predicción de la inflación, como beneficio o ventaja adicional al monitoreo de la capacidad de la autoridad monetaria para anclar expectativas. Contar con una respuesta a dicha inquietud tiene evidentes implicancias prácticas. Si la encuesta de expectativas brinda información valiosa para proyectar la inflación, aquella variable debiese ser utilizada en la construcción y reformulación de métodos y modelos econométricos que ya disponga el banco central o pueda elaborar en un futuro como parte del proceso de adopción completa del esquema de metas de inflación. De otro lado, la relevancia de dicha variable en términos de predicción debiese redundar en el mejoramiento cualitativo de la información que los agentes encuestados reportan. Las proyecciones, siendo un objeto estadístico, debiesen ser repor-

¹ Véase Landerretche, et al (2002); Mishkin y Schmidt-Hebbel (2002, 2007); Schmidt-Hebbel y Werner (2002); Vega y Winkelried (2005); Bernanke, et al (1999); entre otros.

tadas junto con medidas de incertidumbre (i. e. intervalos de confianza) que den cuenta del conocimiento imperfecto o nulo en torno al verdadero proceso estocástico que sigue la inflación y al método (y, por lo tanto, la incertidumbre asociada a los parámetros) y modelo de predicción. Ello también es importante desde un punto de vista comunicacional y de transparencia, ambos conceptos muy ligados al esquema monetario que el banco central de Guatemala estaría siguiendo.

En este trabajo se evalúa la utilidad de la información contenida en la mencionada encuesta apelando al análisis de combinación de pronósticos. Tal como sugiere Timmermann (2006), existe realmente una ganancia en términos de evaluación predictiva cuando se combinan pronósticos cuya construcción está basada en criterios diferentes que no pueden ser comparados directamente. En nuestro caso tenemos, por un lado, modelos econométricos univariados de series de tiempo cuyas bondades pueden ser fácilmente juzgadas por medio de pruebas estadísticas de especificación y de selección de modelos; y, por otro, los pronósticos de inflación que se forman los agentes, basados en información técnica, habilidad y experiencia que es difícil juzgar a nivel individual, por agente económico. El documento está estructurado de esta manera: en las secciones 2 y 3 se revisa la estadística descriptiva de las series de pronósticos extraídas de la encuesta y de la inflación observada en Guatemala. La sección 4 está dedicada a la discusión de la econometría de series de tiempo de los modelos que se usarán con fines de predicción y de combinación de pronósticos. La especificación de estos modelos es presentada en la sección 5. Los criterios de evaluación de capacidad predictiva y estrategias de combinación de pronósticos son discutidos en las secciones 6 y 7, respectivamente. Los resultados son comentados en la sección 8; y la sección 9 concluye.

2. La Encuesta de Expectativas de Inflación al panel de analista privados

Desde diciembre de 2003 el banco central de Guatemala publica los resultados de la Encuesta de Expectativas de Inflación realizada a un panel mixto de académicos y profesionales ligados al sector privado. Esta encuesta se lleva a cabo con frecuencia mensual, recabándose datos de proyecciones de inflación para el mes en el que se realiza la encuesta, los dos meses siguientes y para la inflación de fin de periodo de los años corriente y siguiente.² En el cuadro 1 se presentan algunos estadísticos descriptivos de las

proyecciones de inflación contenidas en la encuesta. En este trabajo, la proyección que se obtiene durante las dos últimas semanas (o la segunda y tercera, según corresponda, véase pie de página 2) del mes de publicación es interpretada como un pronóstico de 1 mes adelante (*one-step ahead forecast*). De manera consistente, las demás proyecciones son interpretadas, en orden, como pronósticos de 2 y 3 meses adelante. En suma, son estas tres series las que, para el análisis llevado a cabo en este trabajo, sintetizan la información contenida en la encuesta de expectativas, además que son las que se reportan de manera consistente desde la fecha de la publicación inicial. Del cuadro se observa que en general las proyecciones contenidas en la encuesta subestiman en promedio a la inflación observada. Además, las propias proyecciones son asimétricas respecto a su valor promedio en el horizonte de predicción, aunque el sesgo es menor al observado en la inflación realizada.³ Un hecho que llama la atención a partir de las medidas de variabilidad es que las proyecciones de los agentes privados serían más conservadoras al reportar rangos más acotados y volatilidades menores que las cifras de la inflación efectivamente realizada.

Cuadro 1
Inflación y pronósticos de inflación basados en la encuesta de expectativas, estadística descriptiva

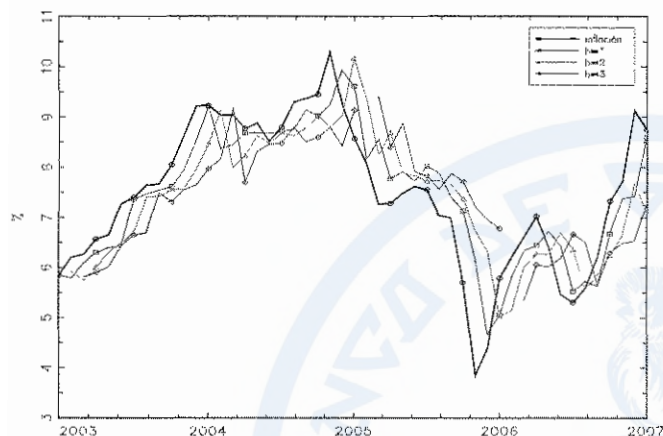
	Inflación ene.1992 - nov.2007	Inflación dic.2003 - dic.2007	Pronóstico 1 periodo adelante ($t_1=1$)	Pronóstico 2 periodos adelante ($t_2=2$)	Pronóstico 3 periodos adelante ($t_3=3$)
No. de observaciones	143	49	49	48	45
Media	8.66	7.48	7.45	7.41	7.41
Mediana	8.48	7.48	7.54	7.56	7.55
Máximo	15.27	10.29	9.93	10.17	9.40
Mínimo	3.47	3.85	4.67	5.03	5.35
Desviación estándar	2.90	1.45	1.29	1.23	1.08
Sesgo	0.34	-0.31	-0.16	0.01	-0.03
Kurtosis	2.21	2.49	2.08	2.14	1.90
Jarque-Bera	6.53	1.32	1.94	1.48	2.29
p-value	0.04	0.52	0.38	0.48	0.32

Nota: el p-value corresponde al estadístico de Jarque-Bera cuya hipótesis nula es la normalidad de la serie.

² A partir de junio de 2005 la encuesta se realiza durante las dos últimas semanas del mes de publicación de los resultados. Antes, el período incluía solamente la segunda y tercera semanas.

³ El horizonte de predicción corresponde al período diciembre de 2003 a diciembre de 2007 (49 observaciones) para el caso de la predicción de 1 período adelante.

Figura 1
Series de inflación y de pronósticos de inflación
basados en la encuesta de expectativas
Diciembre 2003 – Diciembre 2007



Nota: h denota el horizonte de predicción.

3. La inflación en Guatemala

A pesar de las políticas de estabilización que fueron adoptadas hacia finales de los años 80, en respuesta a los desequilibrios interno y externo que experimentaba la economía guatemalteca, la inflación a inicios de los 90 aun exhibía tasas volátiles, y un curso hacia niveles más bajos y estables no se proyectaba como claro. Recién, a partir de 1998, la inflación empieza a fluctuar en torno a un nivel de un solo dígito (7 por ciento), con niveles mínimo y máximo de 4 y 10 por ciento, respectivamente. Las estadísticas del cuadro 1 (de la primera columna) revelan una serie de inflación con registros todavía muy alejados de niveles inflacionarios que muestran países industriales, sesgada hacia tasas mayores (hacia la derecha de la distribución), y muy volátil. Además, dicha información da cuenta de algunas particularidades de la serie que pueden ser útiles al momento de modelarla. Por ejemplo, el continuo tránsito de la tasa de inflación entre valores tan extremos como 3.5 y 15.3 por ciento puede reflejar la importancia de no soslayar elementos que introduzcan efectos asimétricos o no-lineales. Así, se podría argumentar que el comportamiento de la inflación es distinto cuando está por encima o debajo de cierto nivel. Asimismo, curiosamente, según los datos correspondientes a la muestra

expandida⁴ (véase primera columna) la serie de inflación se alejaría de un comportamiento consistente con las propiedades típicas de una distribución normal (reflejado por el rechazo de la hipótesis nula de normalidad en la prueba de Jarque-Bera); por ejemplo, la asimetría respecto a la media, mientras que esta evidencia parece no ser rechazada para la serie de inflación en el horizonte (más pequeño) de predicción. Este hecho estilizado ya da cuenta, aunque de manera prematura, de la relevancia de tomar en cuenta no-linealidades. Por su parte, la volatilidad de la inflación también podría llamar la atención hacia un modelamiento explícito de su volatilidad condicional haciéndola dependiente de ciertos estados.⁵

Al momento de realizar un análisis tradicional de series de tiempo sobre una variable que exhibe alta persistencia siempre surge la disyuntiva de diferenciarla o no. Es aún más complicado y poco esclarecedor cuando la aplicación de una batería de pruebas de raíz unitaria reporta resultados contradictorios.⁶ A veces se olvida que una serie estadística no es un objeto aislado y que la intuición y teoría económicas tienen algo que decir al respecto.⁷ Chumacero (2003), por ejemplo, muestra para la economía chilena que es difícil de concebir, incluso a partir del modelo más keynesiano que se pueda proponer, respuestas permanentes en el nivel de actividad frente a impulsos monetarios de carácter temporario, que es un resultado que se obtiene cuando se trabaja con la primera diferencia de este indicador de nivel de actividad (similar, en construcción y utilidad al IMAE de Guatemala), en el contexto de estimación de un modelo de vectores autorregresivos. En el caso de la inflación es posible que alguna prueba estadística la señale como serie no estacionaria.⁸ Sin embargo, es claro que si la inflación

⁴ Esta muestra es la que se utilizará en la estimación de los modelos revisados en la siguiente sección.

⁵ Sin embargo, debe notarse que el modelamiento de la varianza condicional de la inflación, usando por ejemplo la familia de modelos derivada de especificaciones ARCH y GARCH, no tiene implicancias sobre pronósticos basados en la media condicional de la serie (véase, Franses y van Dijk, 2000), que son los que interesan en este trabajo.

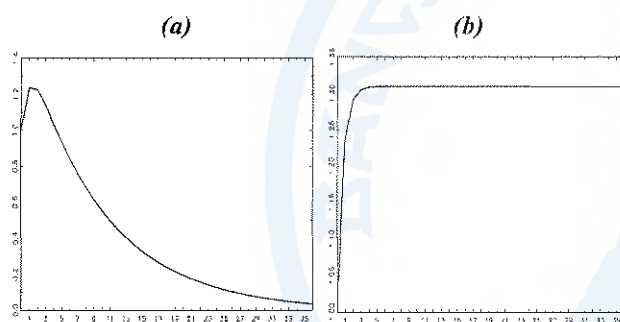
⁶ Esto quizás no es sorprendente atendiendo al poco poder que exhiben las típicas pruebas de raíz unitaria. Véase Hansen (1995) para la exposición de un enfoque alternativo al tradicional en el ámbito de pruebas de raíz unitaria.

⁷ Véase Chumacero (2001) para un desarrollo exhaustivo de esta última idea.

⁸ Ejemplos de la práctica de diferenciar la serie de inflación antes de ser modelada pueden encontrarse en Valle (2003) y Morán y Valle (2003), para el caso de Guatemala.

es susceptible de ser pronosticada, lo que tiene un sentido particular en el caso de operar la política monetaria dentro de un esquema de metas de inflación, aquella no puede ser concebida como no estacionaria.⁹ De la siguiente figura se puede notar que si la inflación fuese no estacionaria, y por lo tanto modelada en primeras diferencias (caso (b) en la figura 2), el *shock* idiosincrático podría ser percibido como permanente (nótese que la serie converge a un nivel diferente frente al impulso del *shock*) cuando en realidad es temporario por definición. Por ello, en el análisis que sigue, la inflación en niveles es modelada como una serie estacionaria.

Figura 2
Impulso-respuesta de la inflación (a un *shock* idiosincrático) cuando es modelada en niveles (a) y en primeras diferencias (b)



Nota: la inflación en ambos casos es modelada como un proceso autorregresivo de segundo orden, AR(2). El orden es elegido usando el criterio de Hannan-Quinn (HQN). En el caso (a) la inflación es modelada en niveles mientras que en el (b) en primeras diferencias. El impulso-respuesta corresponde al nivel de la inflación en ambos casos y el horizonte es de 36 meses.

4. Modelos de predicción

En esta sección se presentan los modelos y métodos que se usarán para predecir la inflación guatemalteca. Los modelos propuestos son procesos univariados de series de tiempo lineales y no-lineales. Dentro del último grupo se consideran modelos de cambio de régimen y de redes neuronales que capturen no-linealidades que pueden resultar útiles en la predicción.

⁹ Recuérdese que un proceso que se comporta como random walk no puede, por definición, ser predicho. Además, del Teorema de Descomposición de Beveridge y Nelson (1981) sabemos que toda serie no estacionaria puede descomponerse entre un componente de random walk y otro estacionario (básicamente un ruido).

4.1 Modelos AR

La representación general de este modelo lineal es como sigue:

$$y_t = a_0 + \sum_{j=1}^p a_j y_{t-j} + u_t \quad \dots (1)$$

donde α son los parámetros del proceso autorregresivo, p es el orden autorregresivo obtenido a partir de criterios convencionales de selección de modelos, y u es la perturbación estocástica. Para elegir el orden p se utiliza el criterio de Hannan-Quinn dado que es un criterio de selección de modelos consistente¹⁰ y elige una especificación con nivel de parsimonia que se ubica entre las que entregarían los criterios de Akaike y el bayesiano de Schwarz. La utilidad de estos modelos con fines de predicción ha sido muy documentada desde el aporte y análisis seminal de Box y Jenkins (1976). De hecho, es a veces difícil tratar de superar a este modelo en términos predictivos usando alternativamente modelos con fundamento económico, por lo que usualmente se le considera como un modelo referente (*benchmark*) cuando se evalúa la capacidad predictiva de modelos alternativos.

4.2 Modelos SETAR

Una representación genérica para modelos que admiten cambio de régimen puede escribirse de esta manera:

$$y_t = \left(a_{1,0} + \sum_{j=1}^p a_{1,j} y_{t-j} \right) I(y_{t-d} \leq q) + \left(a_{2,0} + \sum_{j=1}^p a_{2,j} y_{t-j} \right) I(y_{t-d} > q) + u_t \quad \dots (2)$$

donde α_1 y α_2 son los parámetros asociados a los regímenes que sigue y en función del valor que adopte la función indicador $I(\cdot)$. Esta función es igual a 1 (se activa) si se cumple la condición del argumento y 0 de otro modo. y_{t-d} es la variable de transición o umbral (la que introduce la no-linealidad) mientras que q es el parámetro de umbral, cuyo valor determina si $I(\cdot)$ se activa o no. Este tipo de modelos, en esta forma genérica, son denominados modelos de umbral (del inglés, *threshold models*) y contribuciones recientes en el ámbito de la estimación e inferencia se deben a Hansen (1996, 1997). Cuando la variable de umbral es la misma cuyo proceso se modela (i. e. q es una

¹⁰ Por consistencia se entiende que, a medida que la muestra se hace grande, la probabilidad que el criterio elija al verdadero proceso generador de datos tiende a uno. Esto no ocurre con el criterio de Akaike, por ejemplo.

realización de y_{t-d} , el modelo adquiere el nombre de *SETAR* (del inglés, *self-exciting threshold models*). El proceso de estimación involucra, además de los parámetros usuales, a los parámetros de umbral (d y q). La estimación de ambos parámetros se lleva a cabo de manera conjunta por medio de mínimos cuadrados condicionales, que en esencia es una estimación por concentración. Lo que está detrás de la estimación por concentración es el hecho que para valores dados de los parámetros de umbral el proceso que sigue y es lineal en los parámetros α , siendo factible por lo tanto usar métodos lineales de estimación. Así, se realiza una búsqueda de grilla en un rango de valores permisibles que podrían adoptar tanto d como q . La elección del rango para el rezago d es trivial dado que esta variable sólo puede adoptar valores discretos hasta un máximo igual a p . Para cada combinación de parámetros se estima (2) por mínimos cuadrados ordinarios y se computa la suma de residuos al cuadrado. Finalmente, los valores estimados de los parámetros de umbral se encuentran resolviendo:

$$\{\hat{q}, \hat{d}\} = \arg \min_{q \in Q; d \in D} \frac{1}{n} \sum_{t=1}^T (y_t - x_t(q)' \hat{\theta}(q))^2$$

donde $D = \{1, p\}$ y $Q = \{q_p, q_u\}$ denota el espacio de parámetros acotado por niveles inferior y superior que corresponden, siguiendo a Hansen (1997), al percentil 15 y 85 de la distribución de la variable de umbral y_{t-d} respectivamente. Además:

$$x_t(q) = [x_t' I(y_{t-d} \leq q) \quad x_t' I(y_{t-d} > q)]'$$

siendo:

$$x_t(q) = \begin{pmatrix} 1 & y_{t-1} & y_{t-2} & \dots & y_{t-p} \end{pmatrix}' \quad \text{y} \quad \hat{\theta} = (\hat{\alpha}_1' \quad \hat{\alpha}_2')'$$

Se puede ver fácilmente que (1) es un caso particular de (2) cuando se cumple que $\alpha_1 = \alpha_2$. Sin embargo, no es directo aplicar la inferencia convencional toda vez que bajo la hipótesis nula de igualdad de parámetros de ambos regímenes el parámetro de umbral q no está identificado. Esto quiere decir que bajo $H_0: \alpha_1 = \alpha_2$ el parámetro q podría adoptar cualquier valor. Hansen (1996) propone un procedimiento basado en *bootstrap* para generar la distribución empírica de una prueba tipo que compara modelos restringido y no restringido (i. e. a *lâ* Wald) y así obtener probabilidades exactas (*p-values*) que permitan realizar un análisis de inferencia apropiado.¹¹

Una manera alternativa de elegir la variable de umbral consiste en elegir el rezago d para el cual existe mayor evidencia de rechazo de la hipótesis nula de linealidad. Hansen (1997), sin embargo, muestra que ambas estrategias, ésta y aquella basada en el criterio de minimización antes discutido, tienden a sugerir lo mismo.

4.3 Modelos STAR

Un modelo del tipo *STAR* se puede representar como sigue:

$$y_t = \left(\alpha_{1,0} + \sum_{j=1}^p \alpha_{1,j} y_{t-j} \right) G(y_{t-d}; q, \gamma) + \left(\alpha_{2,0} + \sum_{j=1}^p \alpha_{2,j} y_{t-j} \right) (1 - G(y_{t-d}; q, \gamma)) + u_t \quad \dots (3)$$

donde todo tiene igual explicación que en (1) y en (2), excepto la función de transición $G(\cdot)$. En (2) el cambio de régimen es brusco mientras que en (3) la transición entre regímenes es suave. Precisamente, la naturaleza de esta transición se debe a $G(\cdot)$ que depende como es usual de los parámetros de umbral, pero además, del parámetro γ que controla el grado de suavizamiento de la transición. Tradicionalmente y por facilidad $G(\cdot)$ adopta dos especificaciones, a saber, las funciones logística y exponencial.

Cuando $G(\cdot)$ es logística:

$$G(y_{t-d}, q, \gamma) = \left(1 + \exp(-\gamma(y_{t-d} - q)) \right)^{-1} \quad \gamma > 0 \quad \dots (4)$$

la transición se da desde valores menores a q hacia valores que están situados por encima de q .¹² Como puede resultar intuitivo *a priori*, un modelo *STAR* anida a modelos de transición instantánea (*TAR*) y modelos autorregresivos lineales. Si $\gamma \rightarrow 0$ (3) converge a (1) mientras que si $\gamma \rightarrow \infty$, (3) tiende a una especificación como en (2).

Alternativamente, $G(\cdot)$ puede ser exponencial:

$$G(y_{t-d}, q, \gamma) = 1 - \exp(-\gamma(y_{t-d} - q)^2) \quad \gamma > 0 \quad \dots (5)$$

En este caso, los dos regímenes están asociados a valores absolutos pequeños y grandes, por lo que la función de transición es simétrica respecto del parámetro q . Es fácil notar que para valores absolutos grandes de la variable de umbral la función de transición se aproxima a 1 mientras que para valores

¹² En estos modelos q también recibe el nombre de parámetro de locación.

¹¹ Véase Hansen (1996, 1997) para mayores detalles.

cercanos a q la función tiende a 0. Además, (3) deviene en (1) si $\gamma \rightarrow 0$ o si $\gamma \rightarrow \infty$. La estimación de (3) puede abordarse por medio de métodos de optimización numérica pero quizás la estrategia menos costosa en términos computacionales sea la estimación por concentración. La búsqueda de grilla ahora incluye al parámetro de suavizamiento γ . La elección del rezago d basada en evidencia encontrada en contra de la linealidad del modelo también parece funcionar bien en el contexto más general descrito por (3), tal como discute Teräsvirta (1994).

Al igual que en (2) la inferencia no es trivial y serían necesarios procedimientos de remuestreo (i. e. *bootstrap*) similares al desarrollado por Hansen (1996). Sin embargo, la literatura poco ha explorado al respecto. Afortunadamente, Luukkonen et al (1998) notaron que la hipótesis nula (de linealidad) de igualdad de parámetros (i. e. $H_0: \alpha_1 = \alpha_2$) podría reemplazarse por otra en la que se postula que $\gamma = 0$, utilizando una aproximación de Taylor de la función $G(\cdot)$ en torno a dicho valor. Experimentos llevados a cabo por Teräsvirta (1994) muestran que este modo de operar funciona bastante bien. Por otro lado, la elección de la forma particular que seguirá la función $G(\cdot)$ es un tema empírico y existen pruebas estadísticas ideadas para discriminar entre las dos funciones popularmente usadas en la literatura, las mismas que utilizan el enfoque de Luukkonen et al (1998) para lidiar con el problema de la identificación de γ y q bajo la hipótesis nula.¹³

4.4 Modelos de redes neuronales

Intuitivamente, esta clase de modelos se asemeja, en el modo de operar, al funcionamiento de una neurona. Reciben información (*inputs*) provista por el economista y/o modelista, combinan dicha información de manera eficiente aunque desconocida (como si operara en una caja negra) y reacciona (produciendo *outputs*) a dicho estímulo. La popularidad y atractivo de este tipo de modelos reside en el hecho que pueden aproximar arbitrariamente bien cualquier serie no-lineal.¹⁴ La representación de un tipo de modelo de red neuronal puede expresarse como:

$$y_t = a_0 + \sum_{j=1}^p a_j y_{t-j} + \sum_{i=1}^L b_i G\left(a_{0,i} + \sum_{j=1}^p a_{j,i} y_{t-j}\right) + u_t \quad \dots (6)$$

¹³ Véase para mayores detalles: Teräsvirta (1994); así como Escribano y Jordá (1997).

¹⁴ Esta propiedad recibe la denominación de aproximación universal. Véase para mayores detalles: Franses y van Dijk (2000).

donde típicamente $G(\cdot)$ es la función logística $G(w) = (1 + \exp(-w))^{-1}$. Los *inputs* son en este caso los p rezagos de la variable y , y existe un total de L unidades ocultas dentro de sólo una capa oculta.¹⁵ Los *inputs* multiplicados por los parámetros de conexión $\alpha_{j,i}$ son introducidos en las unidades ocultas (las funciones logísticas) produciendo valores de 1 o 0 dependiendo de si activan o no las L funciones $G(\cdot)$. Finalmente, estas unidades son ponderadas por los parámetros b_i para producir y . Este modelo, al igual que los anteriores no-lineales, puede ser estimado vía métodos de optimización convencionales. Sin embargo, recientemente, White (2006) propone aplicar una estrategia de estimación que en esencia es similar a la de concentración, mostrando que su procedimiento ofrece ventajas de ahorro computacional y de especificación considerables.¹⁶

5. Estimación de modelos

La serie de inflación que es utilizada con fines de especificación, selección y estimación de modelos corresponde al periodo que va de enero de 1992 a noviembre de 2003. La información que completa la muestra hasta diciembre de 2007 es usada con fines de evaluación de pronósticos fuera de muestra. El reducido tamaño de este horizonte de evaluación (49 meses) se debe a las restricciones que impone la cobertura de los pronósticos de inflación contenidos en la encuesta de expectativas que son de dominio público desde diciembre de 2003.¹⁷ La siguiente tabla resume lo que sugieren en términos de especificación los criterios de selección utilizados en cada caso. Así, a partir del criterio de Hannan-Quinn (utilizado por las deseables propiedades ya comentadas) se tiene que la mejor representación univariada y lineal está dada por un proceso $AR(2)$. Para elegir el orden p del modelo $SETAR$ se utiliza la prueba de linealidad propuesta por Hansen (1997) hasta por un máximo de rezagos igual a 6. Las probabilidades exactas

¹⁵ Por ello este modelo recibe el nombre, en inglés, de single hidden layer feedforward network model.

¹⁶ Véase para mayores detalles: White (2006), donde presenta su procedimiento denominado, por obvias razones, Quicknet.

¹⁷ Esto es cierto para los pronósticos interpretados como de 1 periodo adelante. Para los pronósticos de 2 y 3 periodos adelante, la disponibilidad de datos se reduce a 48 (a partir de enero de 2004) y 47 (a partir de febrero de 2004), respectivamente. Las proyecciones de 3 meses adelante no son reportadas para los meses de enero de 2006 y 2007. Para subsanar esta falta de información se utilizan valores obtenidos por interpolación.

(*p-values*) son reportadas en la tabla. La evidencia en contra de la hipótesis nula de linealidad es rechazada con mayor fuerza para el caso de $p = 1$. Por su parte, las pruebas de linealidad en el contexto *STAR* parecen entrar en contradicción. Sin embargo, debe anotarse que la prueba basada en una aproximación de Taylor de tercer orden, en oposición a la de primer orden, se desempeña mejor en la detección de no-linealidades, tal como discuten Franses y van Dijk (2000). Según esta prueba el orden autorregresivo es $p = 6$. Así, también se encuentra evidencia a favor de una especificación exponencial para la función de transición $G(\cdot)$ en (3). El rechazo de la hipótesis nula, como muestra el valor del *p-value* = 0.0697, es consistente como la elección de la especificación *ESTAR*.

Cuadro 2
Resultados de las estimaciones de los modelos univariados de series de tiempo

	AR	SETAR	STAR		NN				
orden (p)	2	1	6		-				
estimación	OLS	concentración (Hansen, 1997)	concentración		Quicknet (White, 2006)				
criterio	Hannan-Quinn	Hannan (1987)	Terbücker (1994)	Escudero y Jordá (1997)	Cross-validation (bootstrap) - Racine (2000)				
observaciones	p estadístico	p <i>p-value</i>	Taylor 1 ^o orden <i>p-value</i>	Taylor 3 ^o orden <i>p-value</i>	Ha <i>ESTAR</i> - <i>p-value</i>				
					Ha <i>LSTAR</i> - <i>p-value</i>				
					p Hácker units - L				
					sum of squared errors				
1	-0.6041	0.0000	0.7776	0.4160	0.1920	0.1889	1	0	2.24
2	-0.7583	0.4910	0.8544	0.1394	0.0965	0.1862	1	1	3.67
3	-0.7583	0.6430	0.9248	0.9050	0.1784	0.1852	2	2	125.42
4	-0.3362	0.3760	0.8358	0.8511	0.7441	0.8498	3	3	436.19
5	-0.3874	0.3450	0.8028	0.9219	0.8107	0.8156			
6	-0.4596	0.5980	0.5584	0.9659	0.0697	0.1955			

Nota: NN = *neural network*, *ESTAR* = *exponential smooth autorregresive model*, *LSTAR* = *logistic smooth autorregresive model*

El procedimiento que se utiliza para especificar al modelo de red neuronal es como sigue: primero, se elige el orden autorregresivo de una especificación lineal por medio de criterios de selección de modelos basados en *cross-validation*. Una vez elegido este rezago (que aquí es igual a $p=1$) se prueba especificaciones de manera secuencial hasta un número máximo arbitrario de unidades ocultas L . La regla de decisión respecto del número de unidades ocultas elegidas consiste en elegir la especificación de red neuronal que produzca la menor suma de residuos al cuadrado, computada esta última también por *cross-*

validation.¹⁸ La estimación sigue el procedimiento denominado *Quicknet* tratado en White (2006). Sin embargo, este modelo es descartado en el análisis que sigue dado que las funciones no-lineales asociadas a las unidades ocultas parecen no tener relevancia. Nótese que la cantidad de unidades (L) ocultas que minimiza la suma de errores al cuadrado es cero, es decir, la especificación está más acorde con un modelo lineal autorregresivo de primer orden (ya que inicialmente $p=1$).

6. Evaluación de pronósticos

Recientemente, las herramientas analíticas que el investigador dispone para evaluar la capacidad predictiva de modelos y/o métodos alternativos¹⁹ han evolucionado notablemente. Es claro que la comparación de pronósticos basada en criterios de evaluación tradicionales como el error cuadrático medio (*ECM*) y el error absoluto medio (*EAM*) no es suficiente para juzgar la capacidad predictiva entre modelos. Lo que importa en realidad es que se le permita a un modelo cualquiera comparar su habilidad predictiva en *promedio* con la del modelo referente. Diebold y Mariano (1995) inician esta literatura de evaluación de habilidad predictiva basada en pruebas de hipótesis que son función del desempeño relativo de modelos competitivos.²⁰ Posteriormente, las contribuciones han estado orientadas a desarrollar pruebas estadísticas que permitan la comparación de modelos anidados, en un contexto que simplemente la prueba de Diebold y Mariano (1995) no puede abordar.²¹

¹⁸ La técnica de *cross-validation* forma parte de la familia de técnicas de remuestreo que son usadas para realizar inferencia (en este caso de selección de modelos) basadas en propiedades de muestra finita, en oposición a propiedades de muestra grande que son estudiadas por la teoría asintótica. De manera simple, esta técnica divide la muestra en dos grupos. Uno de tratamiento que es usado para la estimación del modelo y otro de validación sobre el cual se juzga el grado de ajuste del modelo. Véase para mayores detalles Racine (2000) donde se propone un método de *cross-validation* consistente e ideal para el tratamiento de series de tiempo.

¹⁹ Más adelante se enfatizará la diferencia entre modelos y métodos.

²⁰ El marco de análisis de Diebold y Mariano (1995) es formalizado más tarde por West (1996).

²¹ Para mayores detalles véase: Clark y West (2007) y McCracken (2007).

Una contribución reciente que se perfila como promisoriosa se debe a Giacomini y White (2006). Por un lado, la prueba propuesta compara directamente métodos más que modelos de proyección al considerar la incertidumbre asociada a la estimación de los parámetros, lo cual a su vez es posible al descartar estrategias recursivas de estimación de parámetros.²² Esto sucede ya que con un plan asintótico que solo es relevante para el horizonte de predicción, la incertidumbre derivada de la estimación no se desvanece al permanecer fija la ventana de estimación (estrategia *rolling*) o el parámetro (estrategia fija). Este nuevo escenario de evaluación predictiva, distinto al ampliamente utilizado en la literatura, permite comparar tanto pronósticos obtenidos con ventanas distintas para la estimación de los parámetros como aquellos obtenidos a partir de modelos anidados. La otra contribución de Giacomini y White (2006) se refiere a que permite llevar a cabo comparaciones de habilidad predictiva condicional a información que se cree tiene alguna relevancia para discriminar entre la capacidad de modelos alternativos para predecir en una fecha futura determinada. Tal como discuten los autores, la elección entre las pruebas condicional e incondicional depende del interés del investigador. Si el interés está en saber si un modelo es mejor que otro en predecir una variable en *promedio* lo inmediato es apelar a un análisis incondicional. Si por el contrario, se desea saber qué modelo está más capacitado para predecir la variable de interés en una fecha futura determinada, lo correcto será aplicar pruebas de habilidad predictiva condicionales. Lo novedoso de este último marco de análisis es que es posible someter a prueba variables que el investigador cree puedan aportar a desentrañar la capacidad predictiva de un modelo en particular.

7. Combinación de pronósticos

El interés de este trabajo está en evaluar si las proyecciones de inflación contenidas en la encuesta de expectativas tienen una utilidad práctica que puede cobrar especial relevancia en un esquema monetario al que le importa mucho la coordinación de las expectativas de inflación de los agentes económicos. Los modelos univariados de series de tiempo ya han sido discutidos ampliamente. Ahora se presentan las estrategias usadas para combinar los pronósticos que de ellos se derivan con las

²² Comúnmente, en la literatura de predicción se utilizan tres estrategias para la estimación de los parámetros, a saber, la recursiva (la muestra incorpora cada vez más información a medida que se avanza dentro del horizonte de evaluación fuera de muestra), la *rolling* (la ventana de estimación se mueve en forma conjunta con el horizonte de predicción pero su tamaño permanece fijo) y la fija (los valores estimados de los parámetros usados en la predicción son los obtenidos dentro de muestra, y permanecen fijos en todo el horizonte).

proyecciones hechas por los agentes privados. En este trabajo se proponen tres estrategias que han sido parcialmente usadas en la literatura.²³ Considere que se quiere combinar dos series de pronósticos que en principio pueden ser competitivas (i. e. y^{f1} y y^{f2}), siendo H el horizonte de evaluación de pronósticos (fuera de muestra).

Combinación de promedio simple (1)

$$y_h^{fc} = \frac{1}{2} (y_h^{f1} + y_h^{f2}) \quad h = 1, \dots, H \quad \dots (7)$$

Combinación promedio ponderada (2)

$$y_h^{fc} = w_{1,h} y_h^{f1} + w_{2,h} y_h^{f2} \quad h = 1, \dots, H \quad \dots (8)$$

donde las ponderaciones están definidas como:

$$w_{i,h} = \frac{MSE_{h,t,i}}{MSE_{h,t,1} + MSE_{h,t,2}} \quad i = 1, 2$$

donde MSE denota error cuadrático medio.

Combinación basada en ponderaciones óptimas (3)

$$y_h^{fc} = w_1 y_h^{f1} + w_2 y_h^{f2} \quad h = 1, \dots, H \quad \dots (9)$$

donde w_1 y w_2 son:

$$\arg \min \frac{1}{H} \sum_{h=1}^H (y_h - w_1 y_h^{f1} - w_2 y_h^{f2})^2$$

Cuadro 3

Modelos usados en el análisis de evaluación de pronósticos

Nomenclatura	Descripción
AR	modelo autorregresivo lineal
SETAR	modelo autorregresivo de umbral
STAR	modelo autorregresivo de transición suave
EET	encuesta de expectativas de inflación
AR-EET-i	combinación AR+EET basada en estrategia i
SETAR-EET-i	combinación SETAR+EET basada en estrategia i
STAR-EET-i	combinación STAR+EET basada en estrategia i

Nota: La estrategia de combinación es $i=1$ (promedio simple), $i=2$ (promedio ponderado) y $i=3$ (basada en ponderaciones óptimas).

²³ Véase Timmermann (2006) para una revisión exhaustiva de la literatura de combinación de pronósticos, así como Pesaran y Timmermann (2007) para la discusión de dos de los métodos que aquí se presentan.

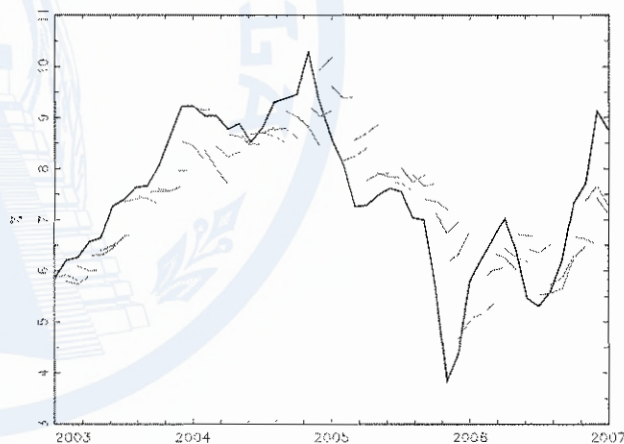
8. Resultados

En esta sección se generan pronósticos a partir de los modelos discutidos previamente de h periodos adelante, donde $h=1, 2$ y 3 , de modo que puedan ser usados en las comparaciones con las proyecciones de la encuesta. Cabe precisar que la generación de pronósticos es directa en el caso de modelos lineales pero no sucede lo mismo cuando se usan modelos no-lineales, en cuyo caso las proyecciones requieren ser simuladas mediante *bootstrap*.²⁴ Los resultados de la evaluación predictiva son mostrados en los cuadros 5-7 (incondicional) y 8-10 (condicional) a manera de apéndice.²⁵ Cuando el análisis de inferencia incondicional es el que importa emergen resultados muy interesantes. Se confirma de los cuadros que es muy difícil ganarle en habilidad predictiva a un modelo lineal autorregresivo. En todos los horizontes considerados el desempeño del modelo *AR* es similar en promedio al de los otros modelos (incluidos aquellos que se derivan de combinaciones de pronósticos). Por otro lado, en horizontes muy cortos ($h=1$) los pronósticos combinados y la propia proyección basada en la encuesta se desempeñan mejor, en promedio, que los modelos no-lineales, aunque en horizontes más largos y cuando se usan ponderadores óptimos la combinación de la proyección basada en la encuesta y el modelo lineal cobra mayor relevancia como muestran los cuadros 6 y 7.

De esta manera, modelos que combinan pronósticos de la encuesta y predicciones de modelos no-lineales parecen rescatar elementos de un comportamiento asimétrico en la inflación que son simplemente ignorados por los modelos no-lineales usados de manera aislada. Ya que en el corto plazo es probable que efectos asimétricos en la inflación tengan alguna relevancia, este hallazgo resulta ser bastante intuitivo. Además, lo anterior es reforzado por el hecho que el pronóstico combinado de la proyección de la encuesta y del modelo lineal parece tener mayor habilidad predictiva que otro tipo de modelos en horizontes más largos. Así, la importancia de efectos no-lineales

tendería a diluirse en dichos horizontes. La discusión anterior sugiere importantes ganancias en términos de predicción derivadas de combinar pronósticos a partir de modelos econométricos y pronósticos de los agentes privados. Por otro lado, un elemento de importancia que revelan los cuadros 5-7 es que, en efecto, evaluar capacidad predictiva a partir de la simple comparación de medidas de desempeño entre modelos es ingenuo. Del cuadro 5, por ejemplo, se nota que a pesar que los pronósticos construidos a partir de un modelo *AR* exhiben un desempeño tres veces mejor que el que muestra la predicción basada en el modelo *SETAR*, la evidencia es fuerte en señalar que en promedio el desempeño de ambos modelos en términos de predicción es el mismo.

Figura 3
Persistencia en los pronósticos de inflación basados en la encuesta, $h=1,2,3$



Para llevar a cabo pruebas de habilidad predictiva condicionales se requiere de una variable tentativa que se conjeture, ayude a desentrañar la capacidad predictiva de un modelo en particular. Las variables utilizadas con esos fines son los 6 primeros rezagos de la función de pérdida de pronóstico y su inclusión está motivada por la figura 3.²⁶ Del gráfico se observa que en la generación de pronósticos basados en la encuesta existe cierta persistencia ya que, por ejemplo, en tiempos de repunte inflacionario las predicciones de la inflación permanecen sistemáticamente por debajo de

²⁴ Para obtener proyecciones puntuales a partir de los modelos SETAR y STAR se computa la media de las 5000 proyecciones generadas. Para más detalles véase Lin y Granger (1994).

²⁵ En los cuadros 5 y 8 (para $h=1$) aparecen algunos datos faltantes en forma de punto. Esto se debe a que el coeficiente de ponderación calculado es igual a uno, resultando por lo tanto que el pronóstico compuesto es igual a uno de los pronósticos individuales.

²⁶ Giacomini y White (2006) usan la misma variable en sus aplicaciones prácticas.

la inflación observada. Algo similar se observa cuando la inflación sigue un curso decreciente, aunque con un sesgo positivo. De los cuadros 8-10, en contraste con lo mostrado por el análisis incondicional, no se encuentra evidencia sólida que sugiera que la combinación de pronósticos sea un área de estudio promisorio. Se puede ensayar al menos dos explicaciones al respecto. Primero, lo anterior puede reflejar simplemente que no existen ganancias derivadas de la combinación de pronósticos cuando se trabaja en este contexto. Segundo, puede ocurrir que la persistencia en medidas de desempeño de pronósticos, como el *MSE*, sea poco informativa acerca de la capacidad predictiva relativa entre modelos.

Como se ha visto, los resultados en lo que a combinación de pronósticos se refiere son más alentadores cuando lo que importa es el desempeño relativo promedio dentro del horizonte de evaluación de pronósticos (análisis incondicional). Sin embargo, estos resultados favorables podrían estar contaminados por la búsqueda intensiva de modelos que se ha hecho para una muestra dada. White (2000) enfatiza los efectos perniciosos en inferencia que implica la búsqueda exhaustiva de modelos cuando se usan prácticas de *data mining*. La evidencia a favor de la capacidad predictiva de un modelo en particular puede ser resultado de la buena suerte si no se toma en cuenta el hecho de que

para encontrar la especificación y/o modelo deseado se ha tenido que probar y estimar previamente un número considerable de modelos usando la misma muestra. White (2000) desarrolla un procedimiento denominado *Reality Check* que permite llevar a cabo análisis de inferencia inmune al sesgo derivado del *data mining*.²⁷ Para evaluar si los resultados obtenidos al comparar los pronósticos combinados con aquellos obtenidos de los modelos no-lineales se mantienen luego de considerar el sesgo atribuible a *data mining*, se replica la segunda y tercera líneas del cuadro 5 que consideran a los modelos *SETAR* y *STAR* como modelos de referencia (*benchmark*), respectivamente, pero esta vez usando el procedimiento de *Reality Check*. El siguiente cuadro reporta los *p-values* de *Reality Check* que podrían considerarse como inmunes al problema de *data mining*. Además, se muestran los *p-values (naive)* que corresponden al caso en el que el modelo elegido es el único en ser probado en los datos. Notablemente, como se puede apreciar del cuadro, los resultados respecto a la ganancia de utilizar combinaciones de pronósticos se mantienen.

²⁷ Este procedimiento es básicamente uno de bootstrap. Para generar realizaciones artificiales (=1000) de la serie de inflación se usó el procedimiento *ar-sieve bootstrap* propuesto por Bühlman (1997, 2002). Este procedimiento bootstrap garantiza muestras artificiales de inflación estacionarias.

Cuadro 4
Reality Check aplicado a modelos de combinación de pronósticos

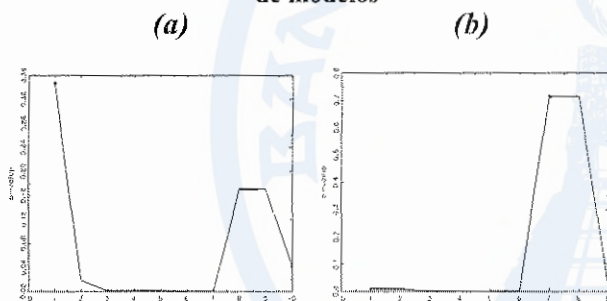
	modelos alternativos									
<i>modelo benchmark: SETAR</i>	STAR	AR-EEI-1	SETAR-EEI-1	STAR-EEI-1	AR-EEI-2	SETAR-EEI-2	STAR-EEI-2	AR-EEI-3	SETAR-EEI-3	STAR-EEI-3
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)
<i>Bootstrap Reality Check p-value</i>	0.3470	0.0180	0.0010	0.0010	0.0010	0.0000	0.0000	0.1700	0.1700	0.0410
<i>Naive p-value</i>	0.3470	0.0020	0.0000	0.0010	0.0000	0.0000	0.0000	0.1700	0.0000	0.0410
<i>Sesgo por data mining</i>	0.0000	0.0160	0.0010	0.0000	0.0010	0.0000	0.0000	0.0000	0.1700	0.0000
<i>modelo benchmark: STAR</i>	AR-EEI-1	SETAR-EEI-1	STAR-EEI-1	AR-EEI-2	SETAR-EEI-2	STAR-EEI-2	AR-EEI-3	SETAR-EEI-3	STAR-EEI-3	
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	
<i>Bootstrap Reality Check p-value</i>	0.0090	0.0090	0.0010	0.0010	0.0000	0.0000	0.7140	0.7140	0.0120	
<i>Naive p-value</i>	0.0090	0.0010	0.0010	0.0000	0.0000	0.0000	0.7140	0.0060	0.0120	
<i>Sesgo por data mining</i>	0.0000	0.0080	0.0000	0.0010	0.0000	0.0000	0.0000	0.7080	0.0000	

Nota: el valor del *p-value* está asociado a la hipótesis nula de igualdad de desempeño predictivo entre modelos. Para justificar más la utilidad de este ejercicio considere el caso en el que se comparan los modelos *SETAR (benchmark)* y el modelo que produce pronósticos combinados entre este modelo y las proyecciones de la encuesta para un horizonte, $h=3$ (*SETAR-EEI-3*). La inferencia en este caso cambia dramáticamente al considerar el sesgo por *data mining*. Así, parecería que el modelo alternativo supera al modelo de referencia (*benchmark*) dado que el *p-value* asociado es igual a 0 (enfoque *naive*). Sin embargo, luego de considerar la búsqueda exhaustiva hecha en los datos no es posible rechazar la hipótesis nula ($p\text{-value}=0.17$).

Es muy ilustrativo graficar los *p-values* robustos a *data mining* en función de un indicador del número de modelos estimados, cuando se asume que el modelo de referencia es el *SETAR* (a) y el *STAR* (b). Cada vez que la línea se aproxima a 0 existe evidencia de ganancia en términos predictivos del modelo alternativo (identificado según el orden numérico establecido en el cuadro 4) en comparación con el modelo de referencia. Es decir, que los modelos de combinación de pronósticos identifican información relevante para rechazar la hipótesis nula de igual desempeño de pronósticos. Sin embargo, pronósticos contruidos sobre la base de ponderadores óptimos parecen ser menos relevantes tal como muestra el comportamiento del *p-value* cuando estos modelos son evaluados (el *p-value* aumenta)

Figura 4

Evolución del Reality Check *p-value* versus número de modelos



9. Conclusiones

Cada vez son más los bancos centrales que se comprometen a objetivos inflacionarios tratando de cumplir los requerimientos institucionales y técnicos que el esquema de metas de inflación demanda. Ciertamente, el banco central de Guatemala no ha escapado a esta práctica internacional. Uno de los elementos del régimen que resulta clave es el monitoreo de las expectativas de los agentes económicos y con ese fin el banco central de Guatemala reporta desde diciembre de 2003 los resultados de la encuesta de expectativas de inflación de los agentes privados. Este trabajo evalúa si es posible explotar la información contenida en dicha encuesta como beneficio adicional al monitoreo de expectativas que realiza la autoridad monetaria. La utilidad de esta información es evaluada junto con información de proyecciones que provienen de modelos de series de tiempo apelando al análisis de combinación de pronósticos.

Los resultados discutidos en el documento dan cuenta de una ganancia en el uso de las expectativas de inflación de los agentes privados en el pronóstico de la inflación observada. En el muy corto plazo ($h=1$) los pronósticos compuestos parecen identificar efectos no-lineales que modelos de series de tiempo asimétricos ignoran cuando son utilizados separadamente. Por otro lado, combinaciones de pronósticos basados en la encuesta y modelos lineales tienen mayor relevancia en el pronóstico de la inflación en horizontes más largos ($h=2,3$). Este es un resultado que en la práctica se torna muy útil. Pronósticos compuestos ayudan a revelar lo que intuitivamente parece razonable, a saber, que en el corto plazo elementos no-lineales tienen un rol importante en el pronóstico de la inflación; los cuales, sin embargo, se diluyen en plazos mayores de predicción. La conclusión anterior es además robusta respecto del primer resultado, sobre la utilidad de pronósticos compuestos basados en la información de la encuesta y proyecciones de modelos no-lineales. A pesar de haber sobreutilizado la muestra en la estimación y selección de varios modelos (haber hecho *data mining*), la habilidad predictiva se mantiene inalterada como muestran los resultados de la aplicación del *Reality Check* debido a White (2000). Esta es una práctica poco usada en trabajos empíricos de predicción a pesar de generar sesgos en la inferencia predictiva.

10. Referencias

1. Bernanke, B., T. Laubach, F. Mishkin y A. Posen (1999). "Inflation targeting: Lessons from the international experience." Princeton University Press.
2. Box, G. y G. Jenkins (1976). "Time series analysis: forecasting and control." San Francisco, Holden Day.
3. Bühlmann, Peter (1997). "Sieve bootstrap for time series." *Bernoulli*, Vol. 3. No. 2, 123-148.
4. Bühlmann, Peter (2002). "Bootstrap for time series." *Statistical Science*, Vol. 17. No. 1, 52-72.
5. Chumacero, Rómulo (2001). "Testing for unit roots using economics." *Documento de Trabajo* No. 102. Banco Central de Chile.
6. Chumacero, Rómulo (2003). "A Toolkit for analyzing alternative policies in the chilean economy." *Documento de Trabajo* No. 241. Banco Central de Chile.
7. Clark, T. y K. West (2007). "Approximately normal tests for equal predictive accuracy in nested models." *Journal of Econometrics*. Vol. 138, 291-311.
8. Diebold, F. y R. Mariano (1995). "Comparing predictive

- accuracy." *Journal of Business and Economic Statistics*. Vol. 13, No. 3, 253-263.
9. Escribano, A. y O. Jordá (1997). "Improved testing and specification of smooth transition regression models." University of California, Davis. *Working Paper Series* No. 97-26.
 10. Franses, P. H. y D. van Dijk (2000). "Nonlinear time series models in empirical finance." Cambridge University Press.
 11. Giacomini, R. y H. White (2006). "Tests of conditional predictive ability." *Econometrica* Vol. 34, No. 6, 1545-1578.
 12. Hansen, Bruce (1995). "Rethinking the univariate approach to unit root tests: how to use covariates to increase power." *Econometric Theory*, Vol. 11, 1148-1171.
 13. Hansen, Bruce (1996). "Inference when a nuisance parameter is not identified under the null hypothesis." *Econometrica*, Vol. 64, No. 2, 413-430.
 14. Hansen, Bruce (1997). "Inference in TAR models." *Studies in Nonlinear Dynamics and Econometrics*. Quarterly Journal, Vol. 2, No. 1.
 15. Landerretche, O, V. Corbo y K. Schmidt-Hebbel (2002). "Does inflation targeting make a difference? En Loayza, N. y R. Soto (eds.) *Inflation targeting: Design, performance, challenges*. Banco Central de Chile.
 16. Lin, J-L. y C. W. J. Granger (1994). "Forecasting from non-linear models in practice." *Journal of Forecasting* Vol. 13, 1-9.
 17. Lunkkonen, R., P. Saikkonen y T. Teräsvirta (1988). "Testing linearity against smooth transition autoregressive models." *Biometrika*, Vol. 75, No. 3, 491-499.
 18. Mishkin, F. y K. Schmidt-Hebbel (2002). "A decade of inflation targeting in the world: what do we know and what do we need to know? En Loayza, N. y R. Soto (eds.) *Inflation targeting: Design, performance, challenges*. Banco Central de Chile.
 19. Mishkin, F y K. Schmidt-Hebbel (2007). "Does inflation targeting make a Difference? En Mishkin, F. y K. Schmidt-Hebbel (eds.) *Monetary policy under inflation targeting*. Banco Central de Chile.
 20. McCracken, Michael (2007). "Asymptotics for out of sample tests of Granger Causality." *Journal of Econometrics*. Vol. 140, 719-752.
 21. Morán, H. y H. Valle (2003). "Estimación y evaluación de modelos alternativos de pronóstico en Guatemala." Presentado en la VIII Reunión de la Red de Investigadores de Bancos Centrales del Continente Americano. CEMLA.
 22. Pesaran, M. H. y A. Timmermann (2007). "Selection of estimation window in the presence of breaks." *Journal of Econometrics*, Vol. 137, 134-161.
 23. Racine, Jeff (2000). "Consistent cross-validation model-selection for dependent data: hv-block cross validation." *Journal of Econometrics*, Vol. 99, 39-61.
 24. Schmidt-Hebbel, K y A. Werner (2002). "Inflation targeting in Brazil, Chile and Mexico: Performance, credibility and the exchange rate." *Documento de Trabajo* No. 171. Banco Central de Chile.
 25. Stock, J. y M. Watson (2001). "A comparison of linear and nonlinear multivariate models for forecasting macroeconomic time series." En R. F. Engle y H. White (eds) *Cointegration, causality and forecasting A Festschrift in honour of Clive W. J. Granger*. Oxford University Press.
 26. West, Kenneth (1996). "Asymptotic inference about predictive ability." *Econometrica*. Vol. 64, No. 5, 1067-1084.
 27. West, Kenneth (2006). "Forecast evaluation." En G. Elliot, C. W. J. Granger y A. Timmermann (eds.) *Handbook of Economic Forecasting*, Volume 1, Capítulo 3.
 28. White, Halbert (2000). "A reality check for data snooping." *Econometrica*, Volume 68, No. 5, 1097-1126.
 29. White, Halbert (2006). "Approximate nonlinear forecasting methods." En G. Elliot, C. W. J. Granger y A. Timmermann (eds.) *Handbook of Economic Forecasting*, Volume 1, Capítulo 9.
 30. Teräsvirta, Timo (2006). "Forecasting economic variables with nonlinear models." En G. Elliot, C. W. J. Granger y A. Timmermann (eds.) *Handbook of Economic Forecasting*, Volume 1, Capítulo 8.
 31. Teräsvirta, Timo (1994). "Specification, estimation and evaluation of smooth transition autoregressive models." *Journal of the American Statistical Association*, Vol. 89, No. 425, 208-218.
 32. Timmermann, Allan (2006). "Forecast combinations." En G. Elliot, C. W. J. Granger y A. Timmermann (eds.) *Handbook of Economic Forecasting*, Volume 1, Capítulo 4.
 33. van Dijk, D., P. H. Franses y T. Teräsvirta (2000). "Smooth transition autoregressive models -- A survey of recent development." *Econometric Institute Research Report* EI-2000-23/A.
 34. Valle, Héctor (2003). "Pronósticos de inflación para Guatemala hechos con modelos ARIMA y VAR." *Monetaria*, Vol. XXVI, No. 4, octubre-diciembre. CEMLA.
 35. Vega, M. y D. Winkelried (2005). "Inflation targeting and inflation behavior: A successful story" *International Journal of Central Banking*. Vol. 1, No. 3. Diciembre.

Apéndice - Cuadro 5. Evaluación de capacidad predictiva incondicional de pronósticos 1 periodo adelante

<i>h=1</i>	SETAR	STAR	EEI	AR-EEI-1	SETAR-EEI-1	STAR-EEI-1	AR-EEI-2	SETAR-EEI-2	STAR-EEI-2	AR-EEI-3	SETAR-EEI-3	STAR-EEI-3
AR	1.00 <i>0.33</i>	1.00	0.96	0.70	1.00	0.99	1.00	1.00	1.00	0.72	0.96	0.96
SETAR	-	0.04	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.03	0.01	0.00	0.00	0.00
STAR	-	1.17	2.08	2.81	1.50	1.67	2.05	1.09	1.24	2.78	2.08	2.08
EEI	-	-	0.01	0.00	0.05	0.00	0.02	0.73	0.20	0.00	0.01	0.01
	-	-	1.78	2.40	1.28	1.42	1.75	0.93	1.05	2.37	1.78	1.78
	-	-	-	0.00	1.00	0.96	0.56	1.00	1.00	0.00	.	.
	-	-	-	1.35	0.72	0.80	0.99	0.52	0.59	1.33	1.00	1.00
AR-EEI-1	-	-	-	-	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	0.97	1.00	1.00
SETAR-EEI-1	-	-	-	-	0.53	0.59	0.73	0.39	0.44	0.99	0.74	0.74
STAR-EEI-1	-	-	-	-	-	0.02	0.02	1.00	0.97	0.00	0.00	0.00
	-	-	-	-	-	1.11	1.37	0.73	0.82	2.85	1.39	1.39
	-	-	-	-	-	-	0.10	1.00	1.00	0.00	0.04	0.04
	-	-	-	-	-	-	1.23	0.66	0.74	1.67	1.25	1.25
AR-EEI-2	-	-	-	-	-	-	-	1.00	0.99	0.00	0.44	0.44
SETAR-EEI-2	-	-	-	-	-	-	-	0.53	0.60	1.55	1.01	1.01
STAR-EEI-2	-	-	-	-	-	-	-	-	0.07	0.00	0.00	0.00
	-	-	-	-	-	-	-	-	1.15	2.54	1.91	1.91
	-	-	-	-	-	-	-	-	-	0.00	0.00	0.00
	-	-	-	-	-	-	-	-	-	2.25	1.69	1.69
AR-EEI-3	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	1.00	1.00
SETAR-EEI-3	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	0.75	0.75
	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	.
	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	1.00

Nota: los números en negrita son *p-values* asociados a la hipótesis nula de igualdad de desempeño de pronósticos (Giacomini y White, 2006). La hipótesis alternativa dice que el modelo/método de la fila es superado en habilidad predictiva por el modelo de la columna. Los valores en cursiva y más pequeños denotan la razón de la suma de errores de predicción al cuadrado (SEP) de los modelos de la fila y la columna (en ese orden). Así por ejemplo, la hipótesis nula de igual desempeño de pronósticos no puede ser rechazada cuando se comparan los modelos AR y SETAR (*p-value*=1.00). Asimismo, la SEP del modelo AR equivale a la tercera parte del SEP del modelo SETAR.

Apéndice - Cuadro 6. Evaluación de capacidad predictiva incondicional de pronósticos 2 periodos adelante

<i>h=2</i>	SETAR	STAR	EEI	AR-EEI-1	SETAR-EEI-1	STAR-EEI-1	AR-EEI-2	SETAR-EEI-2	STAR-EEI-2	AR-EEI-3	SETAR-EEI-3	STAR-EEI-3
AR	1.00 <i>0.53</i>	1.00	1.00	0.98	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	0.65	1.00	1.00
SETAR	-	0.04	0.45	0.72	0.35	0.38	0.38	0.31	0.32	0.96	0.34	0.37
STAR	-	1.18	1.01	2.77	1.04	1.16	1.16	0.94	0.97	2.91	1.04	1.12
EEI	-	-	0.83	0.01	0.85	0.57	0.54	0.98	1.00	0.00	0.87	0.67
	-	-	0.86	1.82	0.88	0.98	0.98	0.80	0.82	2.46	0.88	0.95
	-	-	-	0.00	0.30	0.04	0.02	0.90	0.70	0.00	0.36	0.02
	-	-	-	2.14	1.03	1.15	1.14	0.93	0.95	2.87	1.03	1.11
AR-EEI-1	-	-	-	-	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	0.00	1.00	1.00
SETAR-EEI-1	-	-	-	-	0.48	0.54	0.53	0.43	0.45	1.34	0.48	0.52
STAR-EEI-1	-	-	-	-	-	0.01	0.12	1.00	0.85	0.00	0.61	0.01
	-	-	-	-	-	1.11	1.11	0.90	0.93	2.78	1.00	1.07
	-	-	-	-	-	-	0.51	1.00	1.00	0.00	0.99	0.90
	-	-	-	-	-	-	1.00	0.81	0.85	2.50	0.90	0.97
AR-EEI-2	-	-	-	-	-	-	-	0.99	0.94	0.00	0.86	0.65
SETAR-EEI-2	-	-	-	-	-	-	-	0.81	0.83	2.51	0.90	0.97
STAR-EEI-2	-	-	-	-	-	-	-	-	0.32	0.00	0.00	0.00
	-	-	-	-	-	-	-	-	1.03	5.09	1.11	1.19
	-	-	-	-	-	-	-	-	-	0.00	0.16	0.01
	-	-	-	-	-	-	-	-	-	3.01	1.08	1.16
AR-EEI-3	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	1.00	1.00
SETAR-EEI-3	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	0.36	0.39
	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	0.04
	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	1.08

Apéndice - Cuadro 7. Evaluación de capacidad predictiva incondicional de pronósticos 3 periodos adelante

<i>h=3</i>	SETAR	STAR	EEI	AR-EEI-1	SETAR-EEI-1	STAR-EEI-1	AR-EEI-2	SETAR-EEI-2	STAR-EEI-2	AR-EEI-3	SETAR-EEI-3	STAR-EEI-3
AR	1.00 <i>0.56</i>	0.99 <i>0.43</i>	1.00 <i>0.25</i>	0.99 <i>0.59</i>	1.00 <i>0.33</i>	1.00 <i>0.38</i>	1.00 <i>0.29</i>	1.00 <i>0.26</i>	1.00 <i>0.26</i>	0.62 <i>0.98</i>	1.00 <i>0.34</i>	1.00 <i>0.38</i>
SETAR	-	0.04 <i>1.18</i>	0.99 <i>0.69</i>	0.00 <i>1.63</i>	0.80 <i>0.92</i>	0.29 <i>1.05</i>	0.95 <i>0.79</i>	1.00 <i>0.71</i>	1.00 <i>0.70</i>	0.00 <i>2.70</i>	0.77 <i>0.93</i>	0.34 <i>1.04</i>
STAR	-	-	1.00 <i>0.59</i>	0.08 <i>1.38</i>	0.92 <i>0.78</i>	0.76 <i>0.89</i>	0.98 <i>0.67</i>	1.00 <i>0.60</i>	1.00 <i>0.60</i>	0.00 <i>2.28</i>	0.92 <i>0.79</i>	0.78 <i>0.88</i>
EEI	-	-	-	0.00 <i>2.35</i>	0.00 <i>1.33</i>	0.00 <i>1.52</i>	0.00 <i>1.14</i>	0.30 <i>1.03</i>	0.40 <i>1.02</i>	0.00 <i>3.90</i>	0.00 <i>1.35</i>	0.00 <i>1.50</i>
AR-EEI-1	-	-	-	-	1.00 <i>0.57</i>	1.00 <i>0.65</i>	1.00 <i>0.48</i>	1.00 <i>0.44</i>	1.00 <i>0.43</i>	0.00 <i>1.66</i>	1.00 <i>0.57</i>	1.00 <i>0.64</i>
SETAR-EEI-1	-	-	-	-	-	0.00 <i>1.15</i>	0.98 <i>0.86</i>	1.00 <i>0.78</i>	1.00 <i>0.77</i>	0.00 <i>2.93</i>	0.01 <i>1.01</i>	0.00 <i>1.13</i>
STAR-EEI-1	-	-	-	-	-	-	1.00 <i>0.75</i>	1.00 <i>0.68</i>	1.00 <i>0.67</i>	0.00 <i>2.56</i>	1.00 <i>0.88</i>	1.00 <i>0.98</i>
AR-EEI-2	-	-	-	-	-	-	-	0.95 <i>0.91</i>	0.94 <i>0.89</i>	0.00 <i>3.42</i>	0.02 <i>1.18</i>	0.00 <i>1.32</i>
SETAR-EEI-2	-	-	-	-	-	-	-	-	0.61 <i>0.99</i>	0.00 <i>3.78</i>	0.00 <i>1.31</i>	0.00 <i>1.46</i>
STAR-EEI-2	-	-	-	-	-	-	-	-	-	0.00 <i>3.83</i>	0.00 <i>1.33</i>	0.00 <i>1.48</i>
AR-EEI-3	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	1.00 <i>0.85</i>	1.00 <i>0.89</i>
SETAR-EEI-3	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	0.00 <i>1.11</i>

Apéndice - Cuadro 8. Evaluación de capacidad predictiva condicional de pronósticos 1 periodo adelante

<i>h=1</i>	SETAR	STAR	EEI	AR-EEI-1	SETAR-EEI-1	STAR-EEI-1	AR-EEI-2	SETAR-EEI-2	STAR-EEI-2	AR-EEI-3	SETAR-EEI-3	STAR-EEI-3
AR	0.12 <i>0.07</i>	0.33 <i>0.25</i>	0.44 <i>0.27</i>	0.56 <i>0.24</i>	0.23 <i>0.11</i>	0.23 <i>0.11</i>	0.05 <i>0.18</i>	0.05 <i>0.05</i>	0.30 <i>0.09</i>	0.58 <i>0.23</i>	0.44 <i>0.27</i>	0.44 <i>0.27</i>
SETAR	-	0.74 <i>0.70</i>	0.74 <i>0.74</i>	0.88 <i>0.06</i>	0.84 <i>0.09</i>	0.93 <i>0.07</i>	0.74 <i>0.17</i>	0.58 <i>0.09</i>	0.67 <i>0.26</i>	0.88 <i>0.06</i>	0.74 <i>0.14</i>	0.74 <i>0.14</i>
STAR	-	-	0.60 <i>0.81</i>	0.67 <i>0.23</i>	0.53 <i>0.79</i>	0.67 <i>0.28</i>	0.58 <i>0.61</i>	0.47 <i>0.97</i>	0.44 <i>0.96</i>	0.65 <i>0.24</i>	0.60 <i>0.81</i>	0.60 <i>0.81</i>
EEI	-	-	-	0.86 <i>0.22</i>	0.33 <i>0.17</i>	0.42 <i>0.79</i>	0.47 <i>0.52</i>	0.16 <i>0.10</i>	0.37 <i>0.46</i>	0.86 <i>0.20</i>	-	-
AR-EEI-1	-	-	-	-	0.14 <i>0.06</i>	0.35 <i>0.13</i>	0.09 <i>0.01</i>	0.05 <i>0.03</i>	0.21 <i>0.06</i>	0.40 <i>0.27</i>	0.14 <i>0.22</i>	0.14 <i>0.22</i>
SETAR-EEI-1	-	-	-	-	-	0.74 <i>0.73</i>	0.65 <i>0.23</i>	0.07 <i>0.05</i>	0.40 <i>0.82</i>	0.86 <i>0.06</i>	0.67 <i>0.17</i>	0.67 <i>0.17</i>
STAR-EEI-1	-	-	-	-	-	-	0.53 <i>0.35</i>	0.02 <i>0.11</i>	0.16 <i>0.02</i>	0.63 <i>0.13</i>	0.58 <i>0.79</i>	0.58 <i>0.79</i>
AR-EEI-2	-	-	-	-	-	-	-	0.12 <i>0.16</i>	0.35 <i>0.21</i>	0.91 <i>0.01</i>	0.53 <i>0.52</i>	0.53 <i>0.52</i>
SETAR-EEI-2	-	-	-	-	-	-	-	-	0.53 <i>0.72</i>	0.95 <i>0.03</i>	0.84 <i>0.10</i>	0.84 <i>0.10</i>
STAR-EEI-2	-	-	-	-	-	-	-	-	-	0.79 <i>0.05</i>	0.63 <i>0.46</i>	0.63 <i>0.46</i>
AR-EEI-3	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	0.14 <i>0.20</i>	0.14 <i>0.20</i>
SETAR-EEI-3	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-

Nota: los números en negrita son *p-values* asociados a la hipótesis nula de igualdad de desempeño de pronósticos (Giacomini y White, 2006). La hipótesis alternativa dice que el modelo/método de la fila es superado en habilidad predictiva por el modelo de la columna. Los valores en cursiva y más pequeños denotan la proporción en la que el modelo de la fila es superado en desempeño por el modelo de la columna dentro del horizonte de predicción, siguiendo la regla descrita en Giacomini y White (2006). Así por ejemplo, la hipótesis nula de igual desempeño de pronósticos no puede ser rechazada cuando se comparan los modelos *AR* y *SETAR* (*p-value*=0.12). Asimismo, 7 por ciento de las veces el modelo *AR* es superado por el *SETAR* en el horizonte fuera de muestra.

Apéndice - Cuadro 9. Evaluación de capacidad predictiva condicional de pronósticos 2 periodos adelante

<i>h=2</i>	SETAR	STAR	EEI	AR-EEI-1	SETAR-EEI-1	STAR-EEI-1	AR-EEI-2	SETAR-EEI-2	STAR-EEI-2	AR-EEI-3	SETAR-EEI-3	STAR-EEI-3
AR	0.17 0.11	0.36 0.52	0.10 0.01	0.45 0.59	0.17 0.07	0.17 0.07	0.12 0.00	0.12 0.02	0.24 0.02	0.62 0.48	0.21 0.08	0.24 0.07
SETAR	-	0.69 0.79	0.48 0.36	0.81 0.16	0.48 0.34	0.60 0.64	0.50 0.49	0.36 0.60	0.36 0.96	0.86 0.09	0.45 0.34	0.55 0.35
STAR	-	-	0.67 0.89	0.64 0.89	0.74 0.89	0.64 0.54	0.55 0.79	0.29 0.39	0.31 0.25	0.71 0.74	0.57 0.80	0.67 0.67
EEI	-	-	-	0.88 0.00	0.55 0.40	0.60 0.83	0.48 0.70	0.52 0.32	0.50 0.68	0.88 0.00	0.52 0.39	0.62 0.68
AR-EEI-1	-	-	-	-	0.19 0.05	0.29 0.26	0.02 0.00	0.12 0.01	0.14 0.00	0.79 0.02	0.21 0.08	0.17 0.04
SETAR-EEI-1	-	-	-	-	-	0.74 0.77	0.57 0.38	0.00 0.00	0.52 0.34	0.83 0.04	0.52 0.35	0.57 0.76
STAR-EEI-1	-	-	-	-	-	-	0.62 0.46	0.02 0.32	0.00 0.03	0.71 0.12	0.31 0.72	0.62 0.92
AR-EEI-2	-	-	-	-	-	-	-	0.45 0.46	0.45 0.52	0.95 0.00	0.50 0.40	0.38 0.15
SETAR-EEI-2	-	-	-	-	-	-	-	-	0.52 0.68	0.88 0.01	0.93 0.06	0.98 0.17
STAR-EEI-2	-	-	-	-	-	-	-	-	-	0.81 0.01	0.52 0.65	0.79 0.13
AR-EEI-3	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	0.17 0.06	0.14 0.06
SETAR-EEI-3	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	0.57

Apéndice - Cuadro 10. Evaluación de capacidad predictiva condicional de pronósticos 3 periodos adelante

<i>h=3</i>	SETAR	STAR	EEI	AR-EEI-1	SETAR-EEI-1	STAR-EEI-1	AR-EEI-2	SETAR-EEI-2	STAR-EEI-2	AR-EEI-3	SETAR-EEI-3	STAR-EEI-3
AR	0.34 0.23	0.46 0.70	0.22 0.02	0.39 0.12	0.24 0.13	0.24 0.13	0.12 0.00	0.12 0.00	0.12 0.04	0.59 0.37	0.24 0.16	0.34 0.16
SETAR	-	0.76 0.81	0.44 0.02	0.73 0.31	0.61 0.09	0.34 0.14	0.54 0.18	0.10 0.00	0.24 0.00	0.76 0.18	0.66 0.10	0.32 0.14
STAR	-	-	0.29 0.10	0.49 0.19	0.66 0.29	0.66 0.11	0.44 0.04	0.10 0.02	0.07 0.00	0.66 0.57	0.68 0.33	0.66 0.11
EEI	-	-	-	0.88 0.00	0.83 0.91	0.98 0.00	0.49 0.12	0.39 0.24	0.37 0.24	0.83 0.01	0.80 0.01	0.98 0.00
AR-EEI-1	-	-	-	-	0.24 0.18	0.34 0.11	0.00 0.00	0.05 0.00	0.02 0.00	0.73 0.05	0.27 0.19	0.34 0.11
SETAR-EEI-1	-	-	-	-	-	0.76 0.34	0.44 0.48	0.05 0.00	0.17 0.13	0.78 0.11	0.54 0.02	0.76 0.34
STAR-EEI-1	-	-	-	-	-	-	0.32 0.07	0.00 0.00	0.05 0.00	0.68 0.15	0.27 0.33	0.71 0.10
AR-EEI-2	-	-	-	-	-	-	-	0.46 0.58	0.41 0.39	0.90 0.00	0.59 0.43	0.68 0.06
SETAR-EEI-2	-	-	-	-	-	-	-	-	0.46 0.08	0.90 0.00	0.95 0.00	1.00 0.00
STAR-EEI-2	-	-	-	-	-	-	-	-	-	0.90 0.01	0.83 0.13	0.95 0.00
AR-EEI-3	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	0.22 0.14	0.32 0.15
SETAR-EEI-3	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	0.71 0.33