

# EVALUACIÓN DE LAS PROYECCIONES DE ANALISTAS: LA ENCUESTA DE EXPECTATIVAS DE INFLACIÓN DEL BANCO CENTRAL

**BIBIANA LANZILOTTA**  
**ADRIÁN FERNÁNDEZ**  
**GONZALO ZUNINO\***  
**cinve**

Agosto 2007

## RESUMEN

La evaluación de los pronósticos de cualquier variable económica constituye un elemento clave, tanto para los analistas que generan dichas predicciones como para quienes toman decisiones en función de ellas. Para quienes realizan las predicciones, la evaluación del desempeño predictivo es un aspecto fundamental para determinar el ajuste del modelo o método utilizado para representar un proceso económico relevante, y aporta valiosa información sobre la adecuación de los modelos a los datos, así como sobre problemas que no han sido detectados en la fase de especificación de los modelos.

Por ende, la evaluación de las predicciones de inflación constituye un insumo del proceso de modelización y tiene especial importancia para quienes hacen uso de las predicciones. Entre ellos, es particularmente relevante para quienes diseñan la política monetaria y para los usuarios en reajustes de precios de los contratos. A vía de ejemplo, actualmente los ajustes salariales en Uruguay toman en cuenta justamente las proyecciones de inflación de analistas macroeconómicos que releva el Banco Central del Uruguay (BCU).

Este trabajo propone lineamientos metodológicos para la evaluación de los pronósticos de inflación relevados por el BCU desde enero de 2004 al presente. El esquema que se propone y del cual se presenta una aplicación, se basa en el cálculo de un conjunto de estadísticos descriptivos sobre los errores de predicción, en particular del estadístico RMSE-h propuesto por Cecchetti et al (2000). Este es especialmente relevante en la práctica de la evaluación predictiva para los *policy makers* ya que permite evaluar

---

\* Contacto con los autores: [bibiana@cinve.org.uy](mailto:bibiana@cinve.org.uy), [afernandez@cinve.org.uy](mailto:afernandez@cinve.org.uy), [gzunino@cinve.org.uy](mailto:gzunino@cinve.org.uy)

con mayor precisión el desempeño de las predicciones para la inflación, tomando en consideración medidas correctivas que los agentes tomadores de decisiones pudieran realizar a la luz de los pronósticos más creíbles sobre la evolución de la variable.

## ABSTRACT

The evaluation of any economic variable forecast is a key element both for the analysts that make those prejections and also for the agents who make decisions upon them. For those who forecast, the evaluation of the predictive performance of a model or method is a fundamental aspect to assess how it has to be adjusted in order to represent a relevant economic process, and provides valuable information on whether models fit in with data, and also problems that were undetected in the model specification phase.

In that way, inflation forecast evaluation is an input in the modeling process and has special importance for those who use those predictions. Among them, it is particularly relevant for monetary policy makers and for users in contractual price adjustments. For example, nowadays wage adjustments in Uruguay take into account inflation forecasts made by analysts that are surveyed by the Central Bank of Uruguay (CBU).

This paper proposes methodological guidelines for inflation forecasts evaluation surveyed by the CBU as from January 2004 to date. The scheme proposed, an application of which is presented, is based on a set of descriptive statistics calculated on prediction errors, specially the RMSE-h statistic proposed by Cecchetti et al (2000). This statistic is particularly relevant for policy makers in their predictive evaluation practice since it allows them to evaluate inflation forecasts performance more precisely, taking into account those corrective measures that they may adopt in the light of the most credible forecasts on the evolution of a specific variable.

**Keywords:** Survey methods, economic forecasts, inflation.

**JEL Classification:** C42, C53, E37.

## I INTRODUCCIÓN

El presente trabajo tiene como principal objetivo discutir y proponer procedimientos metodológicos para la evaluación de los pronósticos de series de tiempo, tomando como ejemplo la inflación.

La evaluación predictiva de los modelos o métodos utilizados para la predicción de las variables económicas constituye un elemento primordial, tanto para los analistas que generan dichas predicciones como para los usuarios en general y, especialmente, para quienes toman decisiones en función de ellas.

Para quienes realizan las predicciones, la evaluación del desempeño predictivo es un aspecto fundamental para determinar el ajuste del modelo o método utilizado para representar un proceso económico relevante, y aporta valiosa información sobre la adecuación de los modelos a los datos, así como sobre problemas que no han sido detectados en la fase de especificación y validación de los modelos. De esta forma, la evaluación de las predicciones constituye un insumo del proceso de modelización.

La evaluación de las predicciones tiene especial importancia para quienes hacen uso de éstas. En el caso de la inflación, es particularmente relevante para quienes diseñan la política monetaria, ya que permite analizar con mayor precisión el desempeño de las predicciones para la inflación, y para los usuarios en reajustes de precios de los contratos. A vía de ejemplo, actualmente, los ajustes salariales en Uruguay toman en cuenta justamente las proyecciones de inflación de analistas macroeconómicos que releva el Banco Central del Uruguay (BCU).

En este trabajo se propone un esquema metodológico para la evaluación de los pronósticos de inflación relevados por el BCU desde enero de 2004 al presente. El esquema que se propone y del cual se presenta una aplicación, se basa en el cálculo de un conjunto de estadísticos descriptivos sobre los errores de predicción, en particular del estadístico  $RMSE-h$  propuesto por Cecchetti et al (2000).

La propuesta metodológica se presenta mediante una aplicación de estas técnicas a los datos relevados y publicados mensualmente por el BCU, utilizando como *benchmark* predicciones surgidas de modelos autorregresivos de inflación, que también se exponen en el trabajo. La

evaluación está limitada a las medidas de resumen de las expectativas, ya que no se dispone de los pronósticos de cada uno de los analistas. Si bien la aplicación se ve limitada por este motivo, el esquema metodológico es igualmente válido en caso que se pueda extender a la totalidad de pronósticos que se relevan.

El documento se organiza de la siguiente forma. En lo que sigue, se exponen algunos lineamientos y visiones relevantes que se derivan de algunos artículos en el tema de la modelización y predicción macroeconómica. En la sección III, se presenta el instrumental econométrico y estadístico utilizado para la evaluación predictiva de los pronósticos de inflación que se presenta en la sección IV. En la sección última del trabajo (V), se comentan los resultados y las implicancias que se derivan de éstos, en términos de la propuesta metodológica presentada.

## II LA PREDICCIÓN DE LAS VARIABLES MACROECONÓMICAS

Varios autores han resaltado la importancia de la evaluación predictiva de las metodologías y modelos: Banerjee y Marcellino (2003), Banerjee, Marcellino y Masten (2003), Marcellino (2002a 2002b).

Particular referencia merece el trabajo de Banerjee, Marcellino y Masten (2003), ya que estos autores realizan una evaluación detallada de las propiedades de un amplio conjunto de indicadores utilizados en predicción de variables tales como la inflación y el PIB del área-Euro.

La metodología que aplican es la siguiente: en primer lugar se compara el desempeño de modelos de indicadores simples. Seguidamente, se explota la información conjunta a través de tres caminos. Primero se modelizan todos los indicadores a través de modelos de factores dinámicos y se usan los factores estimados como indicadores líderes. En segundo lugar, se consideran conjuntamente grupos de indicadores, y procedimientos automáticos de selección para la obtención de un modelo predictivo parsimonioso. Finalmente, se adoptan metodologías *pooling* para combinar las predicciones de indicadores simples.<sup>1</sup>

---

1 El planteo de esta metodología, es decir, la combinatoria de predicciones (o el *pool* de predicciones) se puede encontrar en Hendry y Clements (2001).

La evaluación de estas metodologías se basa en el criterio particular que es más relevante para la política económica, donde el mismo modelo se utiliza para predecir a distintos horizontes de tiempo, es periódicamente evaluado (y posiblemente re-especificado o re-estimado), y el objetivo es obtener predicciones robustas que se desempeñen bien año tras año, y no solamente en el promedio de un conjunto de años (denominado *RMSE-h*).

La comparación se realiza usando tanto enfoques *ex-post* como “*pseudo ex-ante*”. En la evaluación *ex-post* los valores futuros de los regresores exógenos se asumen como conocidos para evaluar el contenido de información de los indicadores, independientemente de su predictibilidad. En el esquema *ex-ante*, no se usa la información futura y los valores futuros de los regresores son proyectados. La elección de los indicadores se basa en su desempeño predictivo en el pasado. Esto aporta una indicación para la construcción de predicciones precisas. Esta misma metodología es la que se propone en este trabajo para la evaluación de los errores de pronóstico de la inflación en Uruguay, durante el período marzo 2004 a mayo 2007.

El Fondo Monetario Internacional también ha colaborado con la discusión sobre el tema de evaluación de las predicciones económicas. Francis Diebold (2002) prologa un simposio en donde se abordan trabajos sobre la evaluación de expectativas, al tiempo que cuestiona si el objetivo de las predicciones es predecir lo mejor posible, o a su vez los agentes que realizan predicciones tienen objetivos de trasfondo que pueden llegar a distorsionar las proyecciones. Cita como particularmente relevantes los trabajos de Gallo, Granger y Jeon (2002); Musso y Phillips (2002), Juhn y Lougani (2002).

Granger y Jeon buscan evidencia sobre el comportamiento que siguen las predicciones del sector privado. Los autores concluyen que las predicciones individuales tienen una importante tendencia a converger a la media de las predicciones (“consensus”). Plantean a su vez que las predicciones individuales están fuertemente influenciadas por el *consensus* del período anterior.

Musso y Phillips también trabajan sobre el tema de la evaluación de expectativas. Estudian 69 países asociados al FMI, en proyecciones de crecimiento, inflación y balanza de pagos, buscando evidencia sobre sesgo eficiencia y precisión en las predicciones. Los autores encuentran que las

proyecciones realizadas por el IMF tienen generalmente problemas en algunas de estas dimensiones.

Juhn y Lougani trabajan con una larga lista de países en busca de colinealidad entre las predicciones del sector privado (a las que toman a partir del *consensus*) y las realizadas por el IMF. A su vez buscan evidencia sobre el ajuste de las predicciones. Encuentran que las proyecciones realizadas por el sector privado tienen un ajuste levemente superior que las realizadas por el IMF, aunque hay una relación importante entre ambas proyecciones.

En otro orden, Paula R de Masi (1996), realiza una sistematización de varias investigaciones referidas al tema de la evaluación de las predicciones económicas. Realiza una evaluación de las proyecciones sobre el ciclo de los negocios para una serie de países industrializados y en vías de desarrollo, en donde plantea la existencia de dificultades a la hora de realizar proyecciones económicas, básicamente por cambios no-anticipados en las variables, además de problemas con los datos (falta de calidad y oportunidad de los mismos) los que dice se ven potenciados en los países en vías de desarrollo. Realizando un análisis histórico, la autora concluye que las predicciones del ciclo de negocios no parecen haber mejorado en cuanto a su ajuste en las últimas décadas. Argumenta que si bien la calidad de los datos ha mejorado y los analistas han ganado experiencia en el tema (lo cual ha jugado a favor de la precisión de las predicciones económicas), la creciente complejidad de las economías ha actuado contrarrestando esos factores y limitando la precisión de las predicciones.

En nuestro país no hay antecedentes directos en el tema de evaluación de las predicciones económicas por lo que este trabajo pretende ser un primer aporte a la discusión.

### III EVALUACIÓN Y ERRORES DE PREDICCIÓN

La evaluación del desempeño predictivo de un modelo se basa en el cálculo de estadísticos descriptivos sobre los errores de predicción. Debido a que no es posible definir una medida estándar absoluta de predictibilidad de los datos, se suelen emplear diferentes estadísticos “comparativos”, que permitan:

- i) determinar si las predicciones satisfacen ciertas propiedades “óptimas” (en general, insesgamiento y eficiencia);
- ii) sintetizar y concentrar la atención en un determinado conjunto de información;
- iii) comparar el desempeño de diferentes procedimientos o métodos;
- iv) analizar las ganancias de la combinación de predicciones.

Para el análisis de las predicciones, generalmente se reservan un conjunto de observaciones (al final de la muestra) que no hayan sido utilizadas en la etapa de especificación y estimación del modelo, a los efectos de evaluar predicciones propiamente dichas (predicción *out-of-sample*).

### III.1 Procedimiento de evaluación de predicciones

La evaluación del desempeño de los modelos se realiza considerando errores de predicción a distintos horizontes temporales, lo cual se justifica por varias razones. Una de ellas es que, en múltiples aplicaciones, la predicción a medio plazo suele tener tanta o más importancia que la predicción a corto plazo.

En la medida en que se otorgue un peso preponderante a la especificación del componente tendencial de las series, es relevante tener medidas de ajuste de las predicciones a largo plazo, cuando estos errores de especificación en la tendencia se manifiesten de manera más contundente.

Los errores de predicción de una variable  $Y_t$  expresada en logaritmos ( $y_t$ ) en un horizonte  $h$ ,  $e_{t+h}$ , se calculan como:

$$e_{t+h} = y_{t+h} - \hat{y}_{t+h}$$

donde  $\hat{y}_{t+h}$  es la predicción de  $y_t$  correspondiente al horizonte  $h$  realizada con información hasta  $t$ , mientras que  $y_{t+h}$  es el logaritmo del valor observado para dicha variable en el momento  $t+h$ .

La incertidumbre en la evolución de la variable en cuestión durante el periodo de estimación,  $t = 1, \dots, T$  se caracteriza mediante la desviación estándar de los errores de predicción con un periodo de antelación,  $\sigma$ .

### III.2. Medidas estadísticas para la evaluación de los modelos

Los estadísticos de uso más extendido en la evaluación del desempeño predictivo de un determinado modelo son el Error Medio de las predicciones (EM), el Error Absoluto Medio (EAM), la Raíz cuadrada del Error Cuadrático Medio (RECM), la Relación entre EAM y RECM, y el Rango de los Errores Absolutos (Max AE - Min AE).

Estas medidas de precisión de las predicciones se definen como sigue.

- (1) Error medio (EM) de las predicciones con  $h$  periodos de antelación y con información hasta  $T$ :

$$EM(h) = \frac{1}{T} \sum_{i=1}^T e_{T+h+i},$$

donde  $T$  representa la cantidad de períodos a ser evaluados.

- (2) Error absoluto medio (EAM) con  $h$  periodos de antelación y con información hasta  $T$ :

$$EAM(h) = \frac{1}{T} \sum_{i=1}^T |e_{T+h+i}|,$$

donde  $T$  representa la cantidad de períodos a ser evaluados.

- (3) Raíz del Error Cuadrático Medio (RECM) con  $h$  periodos de antelación y con información hasta  $T$ :

$$RECM(h) = \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{i=1}^T [e_{T+h+i}]^2}$$

donde  $T$  representa la cantidad de períodos a ser evaluados.

- (4) Relación ente EAM y RECM con  $h$  periodos de antelación y con información hasta  $T$ :

$$EAM - RECM(h) = \frac{\frac{1}{T} \sum_{i=1}^T |e_{T+h+i}|}{\sqrt{\frac{1}{T} \sum_{i=1}^T [e_{T+h+i}]^2}}$$

- (5) Rango de los errores absolutos (MaxAE - MinAE) con  $h$  periodos de antelación y con información hasta  $T$ :

$$\text{Rango EA}(h) = \text{Máx} |e_{T+h+i}| - \text{Mín} |e_{T+h+i}|$$

El error cuadrático medio de las predicciones ( $ECM(h)$ ) y su raíz cuadrada ( $RECM(h)$ ) son las medidas de precisión más frecuentemente utilizadas para efectuar comparaciones entre modelos o procedimientos de predicción alternativos.

Estos estadísticos miden el grado en el cual la variable en cuestión se desvía de la verdadera variación. El procedimiento convencional para testear la habilidad de una variable en pronosticar implica determinar en que medida esta variable, cuando se la adiciona al modelo, reduce el  $RECM(h)$ .

### III.3 El Criterio de Cecchetti, Chu y Steindel (RECM-h)

En su trabajo "*The unreliability of inflation indicators*" (publicado en abril de 2000) Cecchetti *et al* proponen y utilizan una variación del estadístico RECM para evaluar la precisión de las predicciones. Plantean el estadístico que denominan RECM- $h$ , que implica considerar los errores de predicción cometidos a diversos intervalos de tiempo (1, 2, 4 pasos adelante) en forma conjunta. Este procedimiento difiere de la práctica estándar de promediar a través de todo el período proyectado, los errores de predicción para un período fijo de tiempo.

El estadístico RECM- $h$  se calcula de la siguiente forma:

$$RECM - h = \sum_1^P \frac{1}{P} \sum_1^t \frac{1}{t} RECM(h)$$

con  $h = 1$  a  $t$  pasos y  $p$  períodos móviles

En concreto, estos autores utilizan esta variante del  $RECM(h)$  para medir la precisión de las predicciones de la inflación. Afirman que guiarse por los resultados que arroja el estadístico  $RECM(h)$ , que habitualmente se utiliza para medir el desempeño de las predicciones, puede conducir a decisiones equivocadas en ciertos contextos.

En efecto, estos autores afirman que la precisión y la credibilidad de las predicciones puede incluso ir en “contra” de su propia precisión, siempre que los agentes que toman decisiones y que creen en su precisión realicen las medidas correctivas inducidas por dichas predicciones a debido tiempo. Para subsanar esta limitación, proponen el cálculo del  $RECM$  (hasta  $h$ -pasos adelante), evaluados con información a diversos (sucesivos) períodos de tiempo solapados.

En suma, utilizan esta variante del  $RECM(h)$ , la cual les permite evaluar con mayor precisión el desempeño de las predicciones para la inflación, tomando en consideración medidas correctivas que los agentes tomadores de decisiones pudieran realizar a la luz de los pronósticos más creíbles sobre la evolución de la variable. En cierta medida, a través de este estadístico se intenta minimizar las implicaciones asociadas a la conocida Crítica de Lucas.<sup>2</sup>

Su principal ventaja es que se ubica más cercano a la práctica de la evaluación predictiva para los *policy makers*, donde el mismo modelo es usado para predecir a diferentes horizontes y el interés es la evaluación periódica del modelo. Esto se hace ya que se desea monitorear el desempeño predictivo a través de la estimación y proyección recursiva de

---

2 Lucas (1976) afirma que los agentes económicos toman sus decisiones en función de expectativas racionales. Por lo tanto, toman en cuenta no sólo el pasado de las variables económicas (expectativas adaptativas) sino también información, factores cualitativos y consideraciones de política no contenidos en la historia de las variables económicas. De acuerdo a esta concepción, bajo la hipótesis de expectativas racionales, los parámetros estimados a partir de un modelo econométrico no se mantendrían estables. La ocurrencia de cambios de política llevaría a los agentes a modificar sus comportamientos, a fin de adecuarse a la nueva realidad.

muestras, en lugar de comparar el ajuste promedio de las predicciones. Otro beneficio importante es que la medida de evaluación propuesta es más robusta a los cambios estructurales a través del tiempo, lo cual sucede frecuentemente.

Se argumenta, además, que la evaluación realizada basándose en el promedio estándar de la raíz de los errores al cuadrado en un horizonte fijo ( $RECM(h)$ ) a través de un período largo de tiempo puede ser engañosa, debido a que puede ocultar muchas de las características interesantes de los indicadores. En efecto, algunos indicadores pueden superar en promedio el desempeño de los modelos autorregresivos pero comportarse pobremente en algunos períodos. Esto tiene serias consecuencias cuando las predicciones son utilizadas en política económica. El hecho de que los indicadores puedan cambiar período tras período depende de la probabilidad de *shocks* económicos en el período de proyección, lo cual no emerge utilizando la opción de una función de pérdida que utiliza promedios.

#### **IV. EVALUACIÓN DE LOS ERRORES DE PREDICCIÓN DE LA INFLACIÓN EN URUGUAY**

La propuesta metodológica corresponde a una aplicación de estas técnicas a los datos relevados y publicados mensualmente por el BCU desde el año 2004, utilizando como *benchmark* predicciones surgidas de modelos autorregresivos de inflación que también se exponen en el trabajo. La evaluación está limitada a las medidas de resumen de las expectativas ya que no se dispone de los pronósticos de cada uno de los analistas. Si bien la aplicación se ve limitada por este motivo, el esquema metodológico es igualmente válido en caso que se pueda extender a la totalidad de pronósticos que se relevan.

El procedimiento que se propone y del cual se muestra una aplicación, se basa en el cálculo de un conjunto de estadísticos descriptivos sobre los errores de predicción, en particular del estadístico  $RMSE-h$  propuesto por Cecchetti et al (2000), antes presentado.

#### **IV.1 El relevamiento de las expectativas de inflación**

Las expectativas de los analistas respecto de la evolución futura de la inflación en Uruguay son recabadas y publicadas por el BCU a partir de enero de 2004. La encuesta recoge mensualmente los pronósticos de un grupo de analistas de coyuntura e instituciones (considerados “formadores de opinión pública”), de un conjunto de variables económicas, entre ellas la inflación. Actualmente, el contenido de la encuesta corresponde a los siguientes pronósticos de inflación:

1. mensual para el mes de la encuesta
2. trimestral para el trimestre calendario de la encuesta
3. anual para el año calendario corriente
4. anual para los próximos doce meses
5. anual para el año calendario siguiente
6. para los próximos dieciocho meses

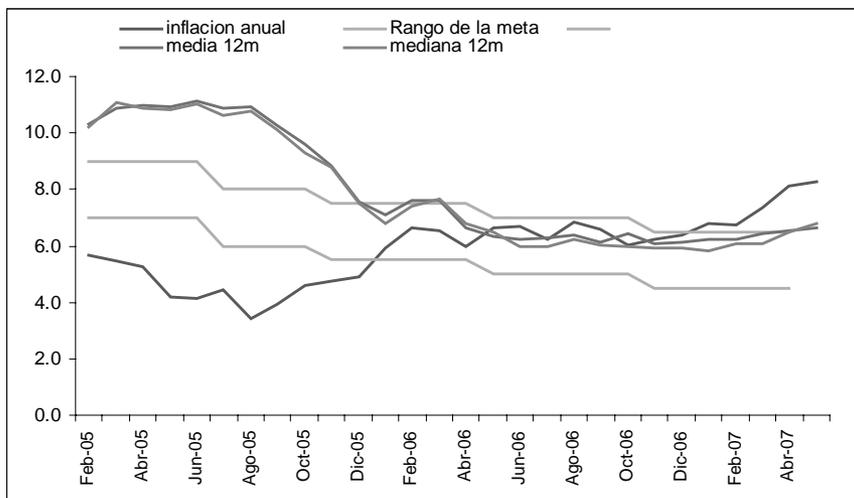
Las últimas dos preguntas comenzaron a relevarse y publicarse a partir de setiembre de 2006.

El conjunto de analistas encuestados ha variado desde el inicio de la encuesta. A su vez, debe tenerse en cuenta que no siempre contestan todos los analistas encuestados. Por ese motivo, a pesar de que el conjunto de analistas encuestados ha sido ampliado, la cantidad de respuestas no ha tendido a crecer consecuentemente.

Los resultados del relevamiento son publicados mensualmente a mediados de cada mes. En esa publicación se presentan algunas medidas de resumen: promedio simple de los pronósticos, mediana, desvío estándar, mínimo y máximo. Adicionalmente, cada mes se da a conocer el nombre de la institución o analista encuestado, si bien no se divulgan los pronósticos realizados por cada uno de ellos. Parte de la información publicada es la que sirve de base para la aplicación empírica que aquí se presenta.

La inflación observada desde principios de 2005 a la actualidad y los pronósticos que declararon los analistas, ha seguido la evolución que se presenta en el Gráfico IV.1.

**Gráfico IV.1 Inflación observada y pronosticada a 12 meses. Mediana, promedio de las expectativas de los analistas y rango de meta de inflación**



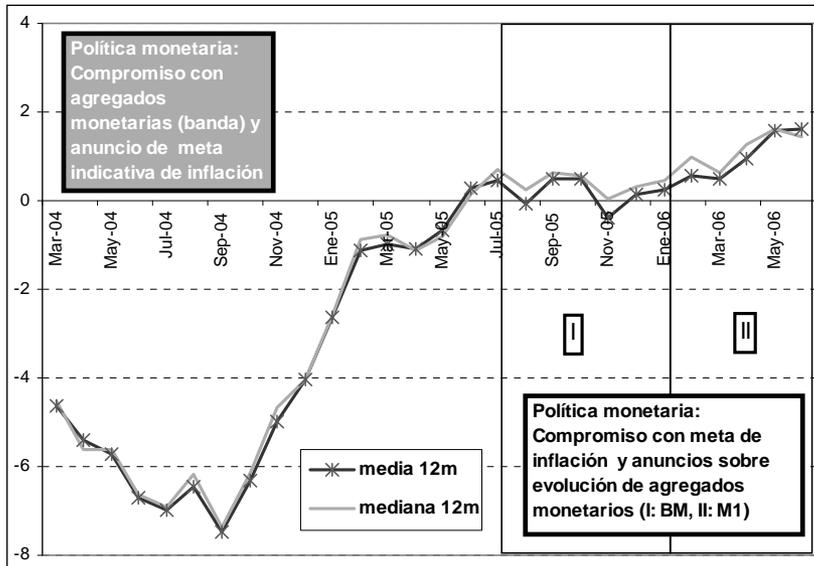
Nota: En el caso de los pronósticos corresponde a la inflación pronosticada 12 meses atrás.  
Fuente: En base a datos de BCU.

Como se puede notar, las expectativas y la inflación ha tendido a converger a lo largo del período, observándose a su vez, una convergencia al rango de metas inflacionarias trazado por la autoridad monetaria. Esta convergencia entre los pronósticos y la verdadera inflación constituye una “buena noticia”, en términos de la credibilidad que parece haber ganado la autoridad monetaria. No obstante ello, en el último período analizado (correspondiente al primer semestre del 2007), parece notarse una creciente divergencia entre la inflación real y las expectativas, así como con las metas planteadas.

## IV.2 La evaluación de los errores de predicción

La evolución de los errores de predicción de las medidas agregadas mediana y media ha seguido una trayectoria como la que se representa en el Gráfico IV.2.

**Gráfico IV.2. Errores de predicción a 12 meses  
(media y mediana de las expectativas)**



Nota: el eje de las abscisas señala el mes de realizado el pronóstico.

Fuente: elaborado en base a datos de BCU

De ese gráfico se desprende que los errores de predicción a un año han ido reduciéndose hasta mediados del año 2005. Los primeros pronósticos 12 pasos adelante fueron en un comienzo significativamente negativos. Téngase en cuenta (véase sección III), que los errores predictivos son calculados como la diferencia entre el valor observado real y el pronosticado con 12 meses de anticipación; es decir:

$$e_{t+12} = y_{t+12} - \hat{y}_{t+12}$$

Por tanto, durante el primer año de relevamiento de los pronósticos, la inflación real (observado 12 meses adelante) se ubicó persistentemente por debajo de las expectativas. Los errores de predicción negativos comenzaron a presentar una tendencia a reducirse a partir de mediados de 2004. El proceso inverso parece observarse en los pronósticos posteriores a enero de 2006. Es decir, los errores comienzan a presentar una tendencia ascendente y positiva. Esto debe interpretarse como que la trayectoria realmente observada de la inflación en los 12 meses culminados entre enero y junio de 2007, sorprendieron persistentemente los pronósticos de inflación realizados un año atrás.

A partir de esta información sintética de las expectativas de los analistas se procedió a la evaluación predictiva, a las que se comparó con las proyecciones realizadas a partir de un modelo autorregresivo simple de inflación utilizado como *benchmark*. Los estadísticos empleados fueron los usuales (expuestos en el apartado III), y el menos usual de Cecchetti et al, 2000, (también presentado en el apartado III). Los resultados se exponen en los cuadros IV.1 y IV.2.

**Cuadro IV.1. Evaluación predictiva a un paso y doce pasos de las expectativas realizadas entre Enero 2004 y Mayo 2007**

Indicador	Modelo autorregresivo de la Inflación a/	Promedio de las expectativas	Mediana de las expectativas
<b>Predicciones a 1 paso (Ene-2004/Mayo-2007)</b>			
Error Cuadrático Medio (ECM)	0.310	0.175	0.173
Raíz del Error Cuadrático Medio (RECM)	0.557	0.418	0.416
Error Absoluto Medio (EAM)	0.444	0.330	0.340
Máx Error Absoluto (MxEA)	1.403	0.865	0.830
Desvío estándar (DS)	0.564	0.423	0.421
<b>Predicciones a 12 pasos (Ene-2004/Mayo-2005)</b>			
Error Cuadrático Medio (ECM)	14.69	13.87	13.51
Raíz del Error Cuadrático Medio (RECM)	3.83	3.72	3.68
Error Absoluto Medio (EAM)	3.07	2.73	2.73
Máx Error Absoluto (MxEA)	8.24	7.49	7.37
Desvío estándar (DS)	3.90	3.02	3.05

a/ Modelo SARIMA (1,1,0)(1,1,1), incluye análisis de intervención en las siguientes fechas:199609, 200208, 200207, 200209 (escalones) y 200401 (impulsos)

Una primera evaluación realizada a partir de los estadísticos más usuales presentados en el cuadro anterior, permite afirmar que en el conjunto del período analizado, ambas medidas agregadas de las expectativas relevadas de los analistas son mejores predictores que un modelo autorregresivo *naïf* de la inflación.

Todos los estadísticos calculados son contundentes al respecto. Adicionalmente, es posible observar que el mayor *gap* entre las proyecciones surgidas de ese modelo y las expectativas de analistas se verifica en las proyecciones a un paso (es decir de los estadísticos calculados cuando  $h=1$ ,  $e_{t+1} = y_{t+1} - \hat{y}_{t+1}$ ).

No obstante, los resultados cuando se utiliza el estadístico de Cecchetti (2000) antes comentado, que se propone aquí para monitorear

y evaluar los pronósticos de inflación no cuentan exactamente la misma historia. Véase el Cuadro IV.2.

**Cuadro IV.2. Evaluación predictiva a un paso y doce pasos de las expectativas realizadas entre Enero 2004 y Mayo 2007 (criterio *Cecchetti et al (2001)*)**

Indicador	Modelo autorregresivo de la Inflación a/	Promedio de las expectativas	Mediana de las expectativas
<b>Raíz del Error Cuadrático Medio (RECM(1))</b>			
Predicciones a 1 paso para el período:			
Ene04-Dic04	0.48	0.59	0.58
Feb04-Ene05	0.48	0.54	0.52
Mar04-Feb05	0.48	0.48	0.47
Abr04-Mar05	0.47	0.48	0.47
May04-Abr05	0.45	0.45	0.45
Jun04-May05	0.55	0.46	0.45
Jul04-Jun05	0.58	0.41	0.40
Ago04-Jul05	0.57	0.43	0.42
Set04-Ago05	0.70	0.47	0.45
Oct04-Set05	0.71	0.45	0.43
Nov04-Oct05	0.72	0.38	0.36
Dic04-Nov05	0.70	0.35	0.33
Ene05-Dic05	0.70	0.33	0.32
Feb05-Ene06	0.73	0.37	0.38
Mar05-Feb06	0.74	0.36	0.36
Abr05-Mar06	0.75	0.37	0.37
May05-Abr06	0.75	0.37	0.36
Jun05-May06	0.69	0.34	0.34
Jul05-Jun06	0.65	0.34	0.35
Ago05-Jul06	0.62	0.32	0.34
Set05-Ago06	0.47	0.27	0.29
Oct05-Set06	0.38	0.27	0.29
Nov05-Oct06	0.38	0.27	0.28
Dic05-Nov06	0.41	0.23	0.26
Ene06-Dic07	0.41	0.23	0.25
Feb06-Ene07	0.43	0.24	0.23
Mar06-Feb07	0.51	0.24	0.24
Abr06-Mar07	0.49	0.26	0.26
May06-Abr07	0.49	0.31	0.31
Jun06-May07	0.48	0.31	0.32
Jul06-Jun07	0.50	0.32	0.33
<b>Raíz del Error Cuadrático Medio (RECM(12))</b>			
Predicciones a 12 pasos para el período:			
Ene04-Dic04	3.78	5.76	5.67
Feb04-Ene05	3.78	5.73	5.63
Mar04-Feb05	3.89	5.51	5.41
Abr04-Mar05	3.93	5.35	5.26
May04-Abr05	3.93	5.13	5.01
Jun04-May05	3.82	4.86	4.75
Jul04-Jun05	4.19	4.46	4.34
Ago04-Jul05	4.33	3.98	3.86
Set04-Ago05	4.12	3.52	3.43
Oct04-Set05	4.33	2.78	2.69
Nov04-Oct05	4.23	2.10	2.03
Dic04-Nov05	4.23	1.53	1.51
Ene05-Dic05	4.22	0.99	0.97
Feb05-Ene06	4.22	0.64	0.63
Mar05-Feb06	4.21	0.57	0.65
Abr05-Mar06	4.23	0.51	0.64
May05-Abr06	4.19	0.49	0.66
Jun05-May06	4.43	0.64	0.77
Jul05-Jun06	3.76	0.79	0.88
<b>RECM-h (h=1,12) todo el período</b>	<b>2.361</b>	<b>1.666</b>	<b>1.648</b>
<b>RECM-h (h=1,12) hasta Junio05</b>	<b>2.890</b>	<b>2.944</b>	<b>2.890</b>

a/ Modelo SARIMA (1,1,0)(1,1,1), incluye análisis de intervención en las siguientes fechas:199609, 200208, 200207, 200209 (escalones) y 200401 (impulsos)

Los resultados del estadístico propuesto por Cecchetti permiten dar cuenta de que no en todo el período el mejor desempeño en los pronósticos corresponde al promedio o la mediana de los analistas.

Recuérdese que, como se señaló antes, esta variante del  $RECM(h)$  para medir la precisión de las predicciones de la inflación es más apropiada para evaluar los pronósticos de variables macro que son especialmente afectadas por las decisiones de la política económica. Como muchos autores afirman, guiarse por los resultados que arroja el estadístico  $RECM(h)$  usual para medir la *performance* de las predicciones puede conducir a decisiones equivocadas en ciertos contextos, dado que la precisión y la credibilidad de las predicciones puede incluso ir en “contra” de su propia precisión (en un mayor plazo) siempre que los agentes que toman decisiones y que creen en estas predicciones tomen las medidas correctivas.

A la luz de estas consideraciones pueden analizarse los resultados expuestos en el Cuadro VI.2. Si se repara en la evolución del estadístico (que es la innovación que propone Cecchetti) se puede percibir que para los primeros períodos en análisis, el mejor desempeño corresponde al modelo autorregresivo simple, utilizado como *benchmark*. Es decir, que el  $RECM(h=1,12)$  evaluado en los períodos anuales móviles que llegan hasta mediados de 2005, señala que el modelo autorregresivo equipara el desempeño de la mediana de las expectativas y, supera a la media.

No obstante, y dado el aprendizaje que parecen haber desarrollado los analistas, en todo el período de análisis el estadístico muestra que estos pronósticos superan a los derivados del modelo autorregresivo simple. La mejor *performance* corresponde a la mediana de las expectativas de inflación.

### IV.3 Sesgos y regularidades empíricas

A partir de esta comprobación, se planteó la interrogante sobre cómo se comportan empíricamente los pronósticos de los analistas, al menos en sus medidas agregadas, media y mediana. Para ello se estimaron ecuaciones que intentaban modelizar tanto los pronósticos anuales como los mensuales. Los resultados se presentan en el cuadro IV.3.

**Cuadro IV.3. Modelos de comportamiento de las expectativas sobre inflación**

Indicador	Modelo estimado
<b>Mediana</b>	
<i>Pronóstico mes</i>	$Cte + 0.20 infmes_{(-12)} + 0.33 e_{t-1}$
<i>Pronóstico a un año</i>	$Cte + 0.95 pronóstico(-1) + 0.33 e_{t-1}$
<b>Media</b>	
<i>Pronóstico mes</i>	$Cte + 0.18 infmes_{(-12)} + 0.35 e_{t-1}$
<i>Pronóstico a un año</i>	$Cte + 0.94 pronóstico(-1)$

Nota: En los modelos a un año, se incluyó una *dummy* que corrige un atípico tipo escalón (con coeficiente negativo) a partir del 2005.01.

Los modelos de ajuste para las expectativas de inflación señalan en primer lugar comportamientos muy similares para la media y la mediana. Tanto la media como la mediana de las proyecciones con horizonte de un mes indican que los analistas tomarían como insumo para sus predicciones la inflación doce meses antes, lo que estaría indicando la percepción de un comportamiento estacional en la inflación (observar que no se tiene en cuenta directamente el dato de inflación del mes anterior), a la vez que corrigen en parte el error cometido en el período anterior (con lo que sí se toma en cuenta el dato más reciente), más un componente autónomo de inflación. Más allá de leves diferencias en los coeficientes, las ecuaciones de ajuste a la media y mediana tienen la misma especificación.

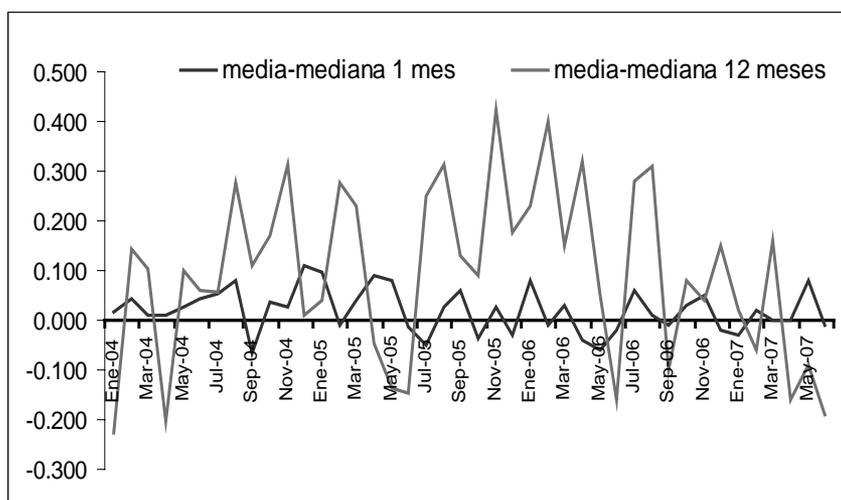
En las predicciones a doce meses la media de las expectativas parece estar conformada por el pronóstico anterior (al ser a doce meses no hay componente estacional) con un peso muy importante, y un componente autónomo para el caso de la mediana. En el caso de la mediana se percibe, adicionado a lo anterior la corrección de prácticamente la mitad del error de predicción cometido en el período anterior. Esta diferencia parece señalar un punto a favor de la mediana ya que su comportamiento va generando un aprendizaje respecto de los errores cometidos en períodos anteriores.

La similitud existente entre media y mediana (ver gráfico IV.3), en particular para los pronósticos a un mes, da señales de una estructura que tiende a ser simétrica en el comportamiento de las proyecciones de los analistas. Si bien no contamos con las proyecciones individuales, este

resultado nos permite plantear algunas hipótesis que podrían ser analizadas al contar con la totalidad de los datos relevados de la encuesta.

En primer lugar, una estructura simétrica de las proyecciones podría interpretarse como un dato positivo. Esto teniendo en cuenta la hipótesis planteada por Diebold (2002) acerca de que los analistas pueden tener objetivos diferentes a realizar el mejor pronóstico posible, por lo que podrían verse incentivados a elevar o reducir las expectativas con datos alejados del promedio. El hecho de que haya agentes que tengan este comportamiento tendería a diferenciar la mediana de la media (recordar que la media es muy sensible a datos extremos) a menos que este tipo de comportamientos tienda a compensarse entre quienes intentan elevar las expectativas y quienes intentan reducirlas.

**Gráfico IV.3. Diferencia entre media y mediana de las expectativas de inflación**



Fuente: elaborado sobre la base de datos de BCU

La utilización de una metodología sencilla como la construcción de **diagramas de caja** con las observaciones de la muestra nos permitiría descubrir con que frecuencia se daría la existencia de datos atípicos en las proyecciones de cada uno de los informantes lo que podría sugerir algún comportamiento sesgado en sus conductas.

En segundo lugar, la similitud existente entre media y mediana también podría estar sugiriendo, tal cual lo plantean Gallo et al (2002), que los analistas tienden a generar pronósticos cercanos al promedio de los mismos (*consensus*), teniendo mucho cuidado en pronosticar datos atípicos. De hecho plantean que en general los pronósticos se elaboran con una fuerte influencia del *consensus* anterior. Para probar este tipo de hipótesis sería necesario contar con los datos de las proyecciones individuales, para estudiar en que sentido son explicadas por el *consensus* previo. Sin embargo un comportamiento de este tipo podría estar siendo evidenciado en las especificaciones para la media y mediana de las proyecciones a 12 meses en donde se aprecia un componente autorregresivo con un coeficiente importante, superior a 0.9.

Debe resaltarse que el argumento de Gallo se desarrolla a partir de pronósticos donde se publican las proyecciones individuales (que no es el caso de la encuesta de expectativas del Banco Central del Uruguay). Es decir, los usuarios de las proyecciones, además de los datos agregados (media, desvío estándar, etc.), pueden analizar las proyecciones individuales.

En este sentido, la publicación de las proyecciones individuales incentiva dos tipos de comportamientos opuestos: la tendencia a la concentración de los pronósticos en torno a la media, y la aparición ocasionalmente de *outliers* en las proyecciones.

La concentración de los pronósticos en torno a la media no debería llamar la atención en tanto los pronósticos fueran insesgados. Sin embargo, como se plantea en Gallo et al, la concentración y la similitud entre media y mediana deriva de la preocupación de la mayoría de los analistas de no cometer errores “en solitario”. Es decir, si se detecta un error general del panel de proyectistas, el “costo” queda disimulado, al menos en la comparación entre analistas.

Paradójicamente, esta conducta favorece también la situación opuesta. Ocasionalmente un “recién llegado” puede tener interés en sobresalir del panel con proyecciones alejadas de la media. En el caso que finalmente el dato real se aproxime a la proyección extrema, se logra un impacto de visibilidad. En caso contrario, la pérdida puede no ser tan importante ya que no existe una reputación a mantener. También se ha argumentado que los pronosticadores de finanzas empresariales pueden llevar adelante

una conducta sistemática de apartamiento del consenso (ver Bernhardt y Kutsoati, 2001).

#### IV.4 ¿Qué pronostican los analistas?

Interesó por otra parte indagar cuán significativos fueron los errores de pronósticos respecto de la inflación subyacente o tendencial. En otras palabras, surgió la interrogante si en realidad los analistas pronostican (“Involuntariamente”, ya que no se encuesta sobre este indicador) la inflación tendencial o “núcleo inflacionario”.

Como se conoce, esta medida de inflación tendencial representa el núcleo más permanente y firme de la inflación. Por este motivo, a partir de la implementación de políticas de objetivos de inflación, los bancos centrales se han preocupado por obtener medidas de la inflación que no den lugar a interpretaciones erróneas del proceso inflacionario (derivadas de variaciones temporales en los precios, efectos estacionales, movimientos en precios con alta volatilidad, cambios en precios administrados, etc.), y que originen errores en la política anti-inflacionaria.

De los diversos métodos aplicados para medir la inflación tendencial, en este trabajo se considera la propuesta para Uruguay por Garda *et al* (2004), que a su vez sigue a la de Espasa *et al.* (1987). Esta metodología utiliza procedimientos de exclusión de componentes erráticos a priori; consiste en definir el denominado núcleo inflacionista de la economía, excluyendo del IPC aquellos componentes que, por el tipo de bienes, se consideran más susceptibles de reflejar movimientos erráticos. El núcleo inflacionista se define, entonces, como un agregado intermedio del IPC que surge de la exclusión de algunos componentes seleccionados que muestran mayor erraticidad relativa.<sup>3</sup>

---

3 Otros enfoques alternativos para la estimación del núcleo inflacionario son: las recomendadas por Bryan y Cecchetti (1995) (aplicada al caso uruguayo por Furest y Vaz (1993)), Diewert (1995) y Dow (1994), que calculan la inflación tendencial a partir de un promedio ponderado de las variaciones de precios, en donde la ponderación está dada por la inversa de la varianza en los precios; Stock y Watson (1991 y 1998) utilizan un enfoque de datos de panel; técnicas univariantes (aproximaciones sencillas como la utilización de medias móviles y otras más sofisticadas como la utilización de filtros de Kalman o Hodrick-Prescott para la extracción de componentes inobservables). Por último, técnicas multivariantes de series temporales para la estimación de la inflación tendencial refieren más específicamente a la estimación de modelos VAR estructurales (Quah y Vahey (1995)).

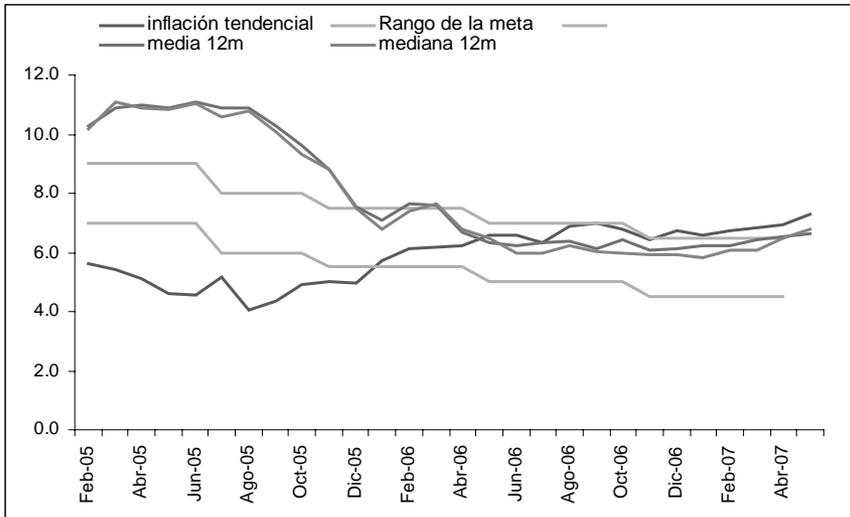
En definitiva, podría plantearse:

$$y_t = \alpha y_t^T + (1 - \alpha) y_t^R$$

donde  $y^T$  es el componente de tendencia de la inflación, y  $y^R$  el componente residual.

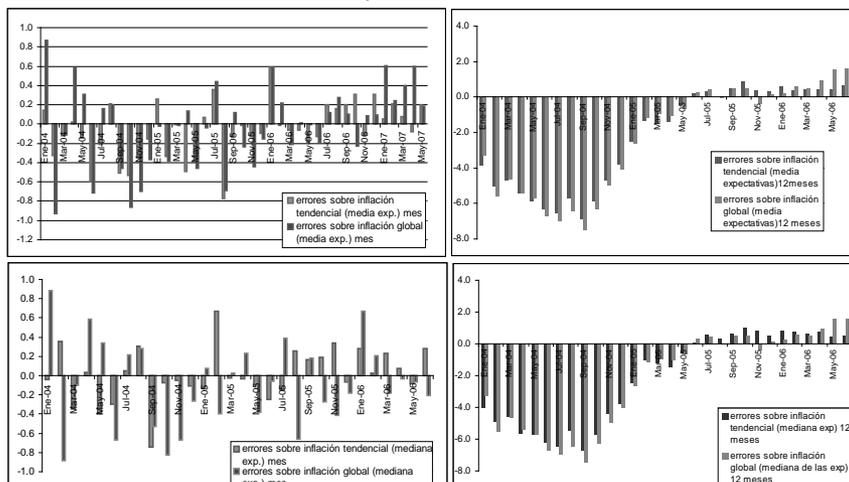
De acuerdo a esa metodología, la inflación tendencial o subyacente en el período bajo análisis ha seguido la evolución que se representa en el gráfico IV.4.

**Gráfico IV.4. Inflación tendencial observada a 12 meses.  
Mediana y promedio de las expectativas de los analistas  
sobre la inflación global y rango de meta de inflación**



A partir de esta medida de inflación tendencial se procedió al cálculo de los errores de predicción respecto de la media y mediana de las expectativas de inflación relevadas. En el gráfico IV.5 se representan comparativamente los errores de predicción del período de la mediana y la media de las expectativas respecto de la inflación tendencial y global.

**Gráficos IV.5. Errores de predicción mensual y a doce meses de las expectativas (media y mediana) respecto de la inflación global y tendencial**



Fuente: **cinve** en base a datos de INE y BCU:

Una vez calculados los “errores” de predicción se procedieron a calcular los estadísticos correspondientes. Los resultados se presentan en el cuadro IV.4.

**Cuadro IV.4. Evaluación predictiva a un paso y doce pasos de las expectativas realizadas entre Enero 2004 y Mayo 2007. Comparación de los errores respecto de la inflación tendencial y global**

Indicador	Respecto de la inflación tendencial		Respecto de la inflación global	
	Promedio de las expectativas	Mediana de las expectativas	Promedio de las expectativas	Mediana de las expectativas
<b>Predicciones a 1 paso (Ene-2004/Mayo-2007)</b>				
Error Cuadrático Medio (ECM)	0.084	0.084	0.175	0.173
Raíz del Error Cuadrático Medio (RECM)	0.290	0.289	0.418	0.416
Error Absoluto Medio (EAM)	0.227	0.226	0.330	0.340
Máx Error Absoluto (MxEA)	0.772	0.746	0.865	0.830
Desvío estándar (DS)	0.286	0.290	0.423	0.421
<b>Predicciones a 12 pasos (Ene-2004/Mayo-2005)</b>				
Error Cuadrático Medio (ECM)	12.53	12.22	13.87	13.51
Raíz del Error Cuadrático Medio (RECM)	3.54	3.50	3.72	3.68
Error Absoluto Medio (EAM)	2.59	2.62	2.73	2.73
Máx Error Absoluto (MxEA)	6.86	6.75	7.49	7.37
Desvío estándar (DS)	2.81	2.85	3.02	3.05
<b>Criterio Cecchetti</b>				
RECM-h (h=1,12) todo el período	1.559	1.547	1.666	1.648
RECM-h (h=1,12) hasta Junio05	2.719	2.668	2.944	2.890

Los resultados muestran que cuando los errores se calculan respecto de la inflación tendencial (no de la global), los estadísticos de evaluación mejoran en todos los casos.

Podría argumentarse que los resultados anteriores podrían observarse aún cuando el objetivo de los analistas en realidad correspondiera a la proyección de la inflación efectiva.

En la definición anterior, si  $y^R$  se define de tal manera que  $E(y^R)=0$ , con mayor volatilidad que la tendencial ( $\sigma^R > \sigma^T$ ), aún cuando el objetivo sea proyectar la inflación efectiva, la comparación con la tendencial arrojaría un menor error.

Este argumento debe relativizarse, ya que el componente residual, aún cuando es más volátil, no necesariamente debería presentar un error de proyección mayor, especialmente para períodos cortos (la proyección a un mes). Por ejemplo, el componente de precios administrados (tarifas).

De esta forma, el análisis de los resultados anteriores parece indicar que, aún cuando el Banco Central solicita de los analistas la proyección de la inflación efectiva, los analistas tienden a contestar respecto de la inflación tendencial (o bien sus modelos apuntan a dicho componente).

## V COMENTARIOS Y REFLEXIONES FINALES

Tal como expresan Hendry y Clements (2001), dado que guiarse por una bola de cristal reveladora del futuro no es una opción plausible, para tener éxito en predicción la mejor alternativa es “extrapolar” de la información presente usando sistemáticas reglas de predicción. En este sentido, la evaluación de las predicciones realizadas utilizando los más diversos métodos de predicción, constituye un insumo clave en el proceso de toma de decisiones que se fundan en dichos pronósticos. Más específicamente, la evaluación de las predicciones de inflación es particularmente relevante para quienes diseñan la política monetaria.

Los analistas que contestan las Encuestas de Expectativas de Inflación del Banco Central, más allá de un pobre desempeño al principio de la muestra, estarían mostrando mejores resultados a partir de 2005, al menos con relación a un modelo autoregresivo simple utilizado como *benchmark*.

La modelización de las predicciones indica que en general existe un proceso de aprendizaje de los errores, así como una distribución en principio simétrica en torno al promedio de las proyecciones. En resumen, los analistas que informan en la encuesta del Banco Central cumplen, en general, con el comportamiento reseñado en la literatura.

Las proyecciones presentan un comportamiento similar en media que en mediana. Si bien no se cuenta con los datos individuales, la distribución estaría mostrando valores simétricos respecto a la media, con lo cual no es posible inferir sobre una conducta “estratégica” de respuestas sesgadas de algunos analistas, en el sentido de Diebold (2002). Para poder concluir sobre este punto sería necesario contar con los datos individuales.

Por otro lado, la similitud existente entre media y mediana también podría estar sugiriendo que los analistas tienden a generar pronósticos cercanos al promedio de los mismos (*consensus*), a partir de procesos autoregresivos de corrección de los pronósticos. En las proyecciones con horizonte de un mes los analistas corrigen en parte el error cometido en el período anterior. En las predicciones a doce meses la modelización de los errores generaría un punto a favor de la mediana ya que se observa una corrección respecto de los errores cometidos en períodos anteriores.

Por otra parte, el análisis de los resultados anteriores parece indicar que, aún cuando el Banco Central solicita de los analistas la proyección de la inflación efectiva, los analistas tienden a contestar respecto de la inflación tendencial (o bien sus modelos apuntan a dicho componente).

Considerando la precisión de las proyecciones, la muestra relativamente corta indica un comportamiento diferenciado para los primeros datos (relevados hasta fines de 2005), donde un modelo autorregresivo simple arroja mejores proyecciones que el promedio y la mediana, que para la segunda mitad, donde los analistas parecen mejorar sus métodos de proyección.

Podría argumentarse que la inflación efectiva de 2004 y primeros meses de 2005 representó una sorpresa que no estaba contemplada en los modelos de los analistas. En particular, debido al cambio de la política monetaria llevada adelante por el Banco Central en el segundo semestre de 2004. El argumento podría ser de recibo, pero el hecho de que el modelo autorregresivo *naif* logre un mejor desempeño permite desecharlo.

## REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Aboal Diego, Bibiana Lanzilotta y Marcelo Perera, 2006.** ¿Flotación de jure y de facto? La Política Monetaria-Cambiaria en el Período Pos Crisis en Uruguay. Centro de Investigaciones Económicas.
- Banerjee, Anindya; Massimiliano Marcellino e Igor Masten, 2003.** “Leading indicators for Euro-area inflation and GDP growth”. *Innocenzo Gasparini Institute for Economic Research. IEP-Università Bocconi, IGIER and CEPR*. WP N° 235.
- Banerjee, Anindya y Massimiliano Marcellino, 2003.** “Are there any reliable leading indicators for US inflation and GDP growth?” *Innocenzo Gasparini Institute for Economic Research. IEP-Università Bocconi, IGIER and CEPR*. WP N° 236.
- Bernhardt, Dan y Edward Kutsoati, 2001.** “Analyst compensation and forecasts: theory, tests and evidence.”. University of Illinois, Champaign.
- Cecchetti, Stephen; Rita Chu y Charles Steindel, 2000.** “The Unreliability of Inflation Indicators”. *Current Issues in Economics and Finance*. Vol. 6, No. 4.
- Clements, Michael y David Hendry, 2002.** “An Overview of Economic Forecasting” En *A Companion to Economic Forecast* Blackwell Companions to Contemporary Economics, pp. 1-18.
- De Masi, Paula R., 1996.** “The Difficult art of economic forecasting” En *Finance & Development / December 1996* pp, 29-31
- Diebold, Francis X., 2002.** “Symposium on Forecasting Performance: An Introduction” *IMFsataffpaper. A journal of the IMF. Volumen 49. Número 1*
- Emerson, Rebecca y David Hendry, 1994.** “An Evaluation of Forecasting using Leading Indicators”. Centre for Economic Forecasting, London Business School-Nuffield College, Oxford.
- Espasa, Antoni y José R. Cancelo, 1993.** *Métodos Cuantitativos para el Análisis de la Coyuntura Económica*. Alianza Editorial. España.
- Garda, Paula; Bibiana Lanzilotta y Fernando Lorenzo, 2004.** *Descripción y evaluación de un esquema metodológico para el diagnóstico y predicción de la inflación en Uruguay*. Mimeo, cinve, Uruguay.
- Gallo, Giampiero; Clive Granger y Yongil Jeon, 2002.** “Copycats and Common Swings: The Impact of the Use of Forecasts in Information Sets”. *IMFsataffpaper. A journal of the IMF. Volumen 49. Número 1*.
- Hamilton, James, 1994.** *Time Series Analysis*. Princeton University Press.

- Hendry, David F. y Michael Clements, 2001.** *Economic Forecasting : some Lessons from Recent Research*. Department of economics and Nuffield College, Oxford-Department of economics, University of Warwick.
- Hendry, David F. y Michael Clements, 2002.** “Pooling of Forecast”. *Econometrics Journal*. Vol.5, p.1-26.
- Hendry, David F., 2003.** *Bridging de Gap: Linking Economics and Econometrics*. Economics Department, Oxford University.
- Hendry, David F. y Hans-Martin Krolzig, 2003.** “Automatic Model Selection: A new Instrument for Social Science”. Economics Department, Oxford University.
- Jagric, Timotej, 2003.** “A nonlinear approach to forecasting with leading economic indicators”. *Studies in Nonlinear Dynamics & Econometrics*.
- Juhn, Grace y Prakash Loungani, 2002.** “Further Cross-Country Evidence on the Accuracy of the Private Sector’s Output Forecasts”. *IMFsataffpaper. A journal of the IMF. Volumen 49. Número 1*
- Lanzilotta, Bibiana, 2006.** *Aporte de los índices líderes de actividad económica al análisis de la coyuntura y la predicción macroeconómica*. Tesis de maestría FCEyA, Udelar.
- Lorenzo, Fernando, 1997.** “Modelización de la Inflación con fines de predicción y diagnóstico” Tesis Doctoral. Universidad Carlos III de Madrid.
- Lucas, Robert, 1976.** “Econometric Policy Evaluation: A Critique”, *Studies in Business Cycle Theory*.
- Marcellino, Massimiliano, 2002a.** “Instability and non linearity in the EMU” *Innocenzo Gasparini Institute for Economic Research. IEP-Università Bocconi, IGIER and CEPR*. . Working Paper Series WP. N° 211.
- Marcellino, Massimiliano, 2002b.** “Forecasting EMU Macroeconomic Variables”. *Innocenzo Gasparini Institute for Economic Research. IEP-Università Bocconi, IGIER and CEPR*. . Working Paper Series WP. N° 216.
- Musso, Alberto y Steven Phillips, 2002.** “Comparing Projections and Outcomes of IMF-Supported Programs”, *IMF staff paper. A journal of the IMF. Volumen 49. Número 1*.
- Silver, Mick, 2007.** “Core Inflation: Measurement and Statistical Issues in Choosing Among Alternative Measures” *IMF staff paper. A journal of the IMF. Volumen 54. Número 1*