BANCO CENTRAL DE COSTA RICA

DOCUMENTO DE TRABAJO
N.º 004 | 2006

Pronóstico de inflación mediante el uso de análisis factorial

Rodolfo Durán Víquez
Ana Cecilia Kikut Valverde

Fotografía de portada: “Presentes”, conjunto escultórico en bronce, año 1983, del artista costarricense Fernando Calvo Sánchez. Colección del Banco Central de Costa Rica.

Pronóstico de inflación mediante el uso de análisis factorial

Rodolfo Durán Víquez[*], Ana Cecilia Kikut Valverde[†]

Las ideas expresadas en este documento son de los autores y no necesariamente representan las del Banco Central de Costa Rica.

Resumen[‡]

El objetivo de esta investigación es efectuar pronósticos de inflación para el corto plazo en Costa Rica, mediante la técnica de análisis factorial. Este trabajo se fundamenta en el método desarrollado por Stock y Watson (1998), metodología que se enmarca dentro del análisis factorial dinámico desarrollado por Sargent y Sims (1977) e implementada recientemente por Aguirre y Céspedes (2004) y consiste en la reducción de un número de variables a un número más pequeño de componentes o factores. El análisis factorial es similar al de regresión múltiple, donde cada variable se expresa como una combinación lineal de factores no observables directamente. El análisis parte de dos bases de datos, una con 156 variables y otra con 46, ambas fueron construidas con una periodicidad mensual que abarca de enero 1991 a marzo 2005 para un total de 171 observaciones. Como principales resultados se obtuvieron tres modelos de proyección con diferentes rezagos en los factores y en la propia variable dependiente tomando en cuenta la capacidad de pronóstico. Los modelos seleccionados se compararon con modelos utilizados actualmente en la División Económica, en donde solo el "Juicio de Experto" superó levemente el mejor de los modelos propuestos en este documento y este fue más eficiente que el modelo ARIMA y el ingenuo.

Palabras clave: Inflación, Análisis factorial.

Clasificación JEL: E31, E37.

[*] Departamento de Investigación Económica. División Económica, BCCR. @bccr.fi.cr
[†] Departamento de Investigación Económica. División Económica, BCCR. @bccr.fi.cr
[‡] Este documento se actualizó en agosto 2006.

Inflation Forecasting With Factor Analysis

Rodolfo Durán Víquez[§], Ana Cecilia Kikut Valverde [**]

The ideas expressed in this paper are those of the authors and not necessarily represent the view of the Central Bank of Costa Rica.

Abstract[††]

The main objective of this research is to make short term inflation forecasts for Costa Rica, by means of the factor analysis technique (F.A.). This method was introduced and examined by Stock and Watson (1998), methodology that is framed within the dynamic factor analysis developed by Sargent and Sims (1977) and implemented recently by Aguirre and Céspedes (2004) for Chilean case. It consists in summarizing the movements of a big number of variables into a smaller number of factors. Factor analysis is similar to multiple regression, given that both of them express a dependent variable as linear combination of predetermined variables. They differ, though, in that F.A. uses predetermined variables that are non-observable, called factor. This technique is explored for Costa Rica using two data sets: one with 156 variables and the other with 46, both of them were constructed with a monthly frequency, from January 1991 through March 2005 (171 observations).*/ We have obtained three forecasting models with different lags in the factors and in the own dependent variable taking into account the forecast performance. Additionally, we have compared the forecasting performance of the factor models to various benchmark forecasting models. We have concluded that only the "Expert Judgment" slightly surpassed the best one of the models proposed in this paper and F.A. was more efficient than an ARIMA model and the naive model.

Key words: Inflation, Factorial analysis.

JEL codes: E31, E37.

[§] Department of Economic Research. Email address. @bccr.fi.cr
[**] Department of Economic Research. Email address. @bccr.fi.cr
[††] This document was updated with data up to Augusto 2006.

Tabla de Contenido

1. INTRODUCCIÓN 2

2. LA TÉCNICA 3
   2.1. La técnica del Análisis Factorial 3
   2.2. Estimación de Modelos de Inflación 5
   2.3. Antecedentes 5

3. VARIABLES UTILIZADAS 8
   3.1. Selección de las Variables 8
   3.2. Tratamiento Estadístico y Econométrico 8

4. ANÁLISIS DE RESULTADOS 9
   4.1. Análisis Factorial 9
   4.2. Análisis de Regresión 12

5. CAPACIDAD DE PRONÓSTICO 13
   5.1. Evaluación de la Capacidad de Pronóstico Dentro de la Muestra 13
   5.2. Evaluación de la Capacidad de Pronóstico Fuera la Muestra 14

6. COMENTARIOS FINALES 16

7. BIBLIOGRAFÍA 17

8. ANEXOS 19

1. INTRODUCCIÓN

El Banco Central de Costa Rica ha adoptado como proyecto estratégico para los próximos años el esquema de política monetaria denominado metas de inflación o *"inflation targeting"* en donde el éxito del mismo depende en buena medida del continuo seguimiento de la evolución de la inflación y por tanto, contar con modelos que puedan pronosticar adecuadamente la inflación en el corto, mediano y largo plazo son fundamentales en la consecución de este objetivo.

En este sentido surge la necesidad de la División Económica y del Banco en general de disponer de modelos adicionales de pronósticos de corto plazo que complementen los existentes, con la idea de contar con una gama amplia de proyecciones de la inflación que faciliten su seguimiento.

Al respecto, a inicios del presente año se realizó una exploración general sobre metodologías de pronóstico de la inflación para el corto plazo, las cuales se priorizaron dentro de la agenda de investigación del Departamento de Investigaciones Económicas. Estas metodologías no responden a modelos de determinantes de la inflación, sino más bien se centran en el pronóstico y responden a métodos que se están aplicando exitosamente en otros bancos centrales.

Entre la variedad de modelos utilizados por los bancos centrales para el análisis de la inflación, hay unos que enfatizan el corto plazo los cuales son generalmente autorregresivos y se basan en la proyección de las tendencias más recientes, los cuales son eficientes en capacidad de pronóstico pero deficientes en capacidad de análisis.

Las principales metodologías de proyección de corto plazo involucran en la mayoría de los casos solo un subconjunto del total de variables disponibles en la economía, tales como los modelos de vectores autoregresivos (VAR) que utilizan en general un número limitado de variables, debido a la pérdida de grados de libertad.

Una alternativa que supera esa limitación, son los modelos de proyección que involucran el uso de un número elevado de series económicas, propuestos por Stock y Watson (1998). Esta metodología se enmarca dentro del análisis factorial dinámico desarrollado por Sargent y Sims (1977) y consiste en la reducción de un número de variables a un número más pequeño de componentes o factores. El método estadístico permite utilizar un análisis de componentes principales en el cálculo de los factores y estos son utilizados en las proyecciones de la variable dependiente. El análisis factorial es una metodología ateórica pero que mantiene una alta coherencia con los datos, es decir, ante la imposibilidad de apoyarse en una teoría económica para relacionar la inflación con una gama amplia de variables disponibles, se pone el énfasis en la correcta aplicación de la técnica para llegar al resultado final como lo es el pronóstico.

No obstante, hay varios países que utilizan esta técnica para realizar pronósticos de inflación y producción dada su eficiente capacidad de proyección, tales como, España, Reino Unido, Canadá, Banco Central Europeo, Estados Unidos de Norteamérica, Chile, entre otros. Además, esta metodología también es utilizada para mejorar el entendimiento respecto a la función de reacción de la política monetaria en un ambiente de alta disponibilidad de información.

El objetivo de la presente investigación es efectuar pronósticos de inflación para el corto plazo en Costa Rica, mediante la técnica de análisis factorial[2].

La estructura de este documento es la siguiente: en la segunda sección se describe brevemente en qué consiste la técnica de análisis factorial, el modelo de regresión utilizado y los antecedentes, en la tercera sección se incorpora la selección de las variables y el tratamiento estadístico de las mismas, en la cuarta sección se exponen los principales resultados, en la quinta sección se incluye la evaluación de la capacidad de pronóstico del modelo propuesto dentro y fuera de la muestra, finalmente, en la sexta sección se exponen las principales conclusiones emanadas de la investigación.

2. LA TÉCNICA

2.1. La técnica del Análisis Factorial

El análisis factorial es una técnica que consiste en la reducción de datos mediante la combinación de variables correlacionadas en componentes o factores y ha sido ampliamente utilizada en las ciencias sociales. Se identifica un número reducido de factores "F" que explican la mayoría de la variancia observada en un número mayor de variables de interés.

El modelo del análisis factorial es similar al de regresión múltiple, donde cada variable se expresa como una combinación lineal de factores no observables directamente.

$$X_{ij} = F_{1i}a_{i1} + F_{2i}a_{i2} + ... + F_{ki}a_{ik} + V_i$$

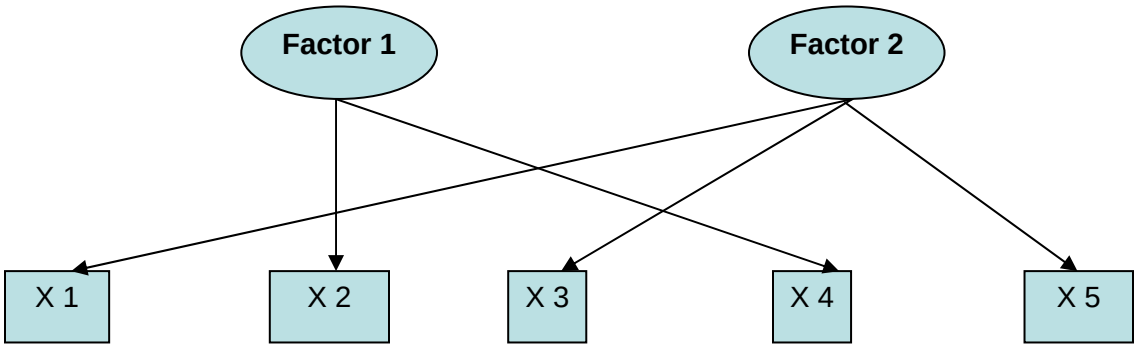
donde*:*

X_{ij} la puntuación del individuo i en la variable j.
F_{ij} son los coeficientes factoriales.
a_{ij} son las puntuaciones factoriales.
V_i es el factor único de cada variable.

En el Diagrama No.1 se observa un ejemplo gráfico de la aplicación de la técnica del análisis factorial, referente a cinco variables de interés, X1 hasta X5, las cuales se agrupan en dos factores. Las variables X2 y X4 están principalmente asociadas al Factor 1 mientras que X1, X3 y X5 están altamente correlacionadas con el Factor 2.

[2] Este trabajo se fundamenta en el documento presentado en la IX Reunión de la Red de Investigadores de Bancos Centrales, véase Aguirre, Álvaro y Céspedes, Luis Felipe (2004). "Uso de análisis factorial dinámico para proyecciones macroeconómicas". División de Estudios, Gerencia de Investigaciones Económicas, Banco Central de Chile.

Diagrama No.1
La técnica del análisis factorial
-ejemplo gráfico-



Para que el análisis factorial tenga sentido deben cumplirse dos condiciones básicas, parsimonia e interpretabilidad. Con el cumplimiento de la parsimonia se garantiza que el fenómeno se explica con el menor número de elementos posibles, por lo que en este caso el número de factores debe ser reducido y además deben ser susceptibles de una interpretación sustantiva.

Existe la posibilidad de obtener los componentes principales automáticamente en donde las agrupaciones se realizan utilizando criterios estrictamente estadísticos y otra manera es con criterio técnico obtener los componentes principales separadamente por grupos de variables: reales, monetarias y fiscales, entre otros, permitiendo obtener una mejor interpretación desde el punto de vista económico.

La metodología de proyección consiste en agrupar la información contenida en el conjunto completo de variables. La idea es que la información relevante y por tanto el poder predictivo de un número grande de variables macroeconómicas puede ser resumido en un número menor de factores no observables. Estos factores representan las variables subyacentes que explicarían la variación conjunta en el tiempo de las variables macroeconómicas observables.

Este tipo de técnica, de uso masivo de información para el pronóstico de inflación, está acorde con algunos de los prerrequisitos para la adopción de metas de inflación. En efecto, como el pronóstico de inflación es clave en este régimen monetario, se recomienda usar toda la información disponible, no limitando la atención solo a las variables indicadoras o predictoras del fenómeno inflacionario sino también examinando y tomando en cuenta otra gran cantidad de variables. La recomendación es recolectar tanta información como sea posible, pero un paso fundamental para esta ampliación de la información para la toma de decisiones de política monetaria es la construcción de bases de datos completas.

Algunas de las limitaciones de esta técnica podrían ser la disponibilidad de las variables con periodicidad mensual, así como de series de tiempo suficientemente largas. Otra limitación es el hecho de que algunas de las variables explicativas que formen parte de los componentes se incluyan en forma contemporánea, por lo que a la hora de efectuar el pronóstico se requiera estimaciones de estas variables.

Además, la técnica no tiene un marco teórico para la selección de variables ni para el análisis de las relaciones que se establecen, así como que es vulnerable a la calidad de la estadística básica suministrada, de tal forma que si ésta es defectuosa también lo serán los componentes principales resultantes.

2.2. Estimación de Modelos de Inflación

Las variables seleccionadas para formar parte del análisis factorial se agrupan en componentes o factores de acuerdo con las variables más correlacionadas que luego explicarían la inflación, de la siguiente manera:

$$F_i = f(X_1, X_2, X_3, ...)$$

donde*:*

F: factor
X: variables explicativas

Dentro de las variables explicativas se encuentran las monetarias, las reales, internacionales, fiscales, tasas de interés, índices de precios, entre otras, como se verá en detalle más adelante.

Luego, se incorporan los factores seleccionados en el siguiente modelo base:

$$\pi_t = c + \sum_{i=1}^{n} \sum_{j=1}^{n} \alpha F_{i(t-j)} + \sum_{j=1}^{n} \beta \pi_{t-j} + \mu_t$$

donde*:*

π: inflación interanual, medida con base en el Índice de precios al consumidor (IPC).
F: factores
c, α, β: parámetros del modelo
μ_t: término de error
j: subíndice de rezago

La variable proyectada es explicada por los factores y por ella misma rezagada.

2.3. Antecedentes

La metodología propuesta ha sido utilizada como nuevo instrumento robusto en prestigiosos bancos centrales, como el Banco Central de Chile, el Banco de Canadá y el Banco Central Europeo, con la particularidad que los dos primeros bancos han adoptado exitosamente esquemas de metas de inflación.

A continuación se describen brevemente las experiencias de estos países:

2.3.1. Banco Central de Chile

En el trabajo de Aguirre y Céspedes (2004) se utiliza una base de datos para la economía chilena de 306 series con frecuencia mensual, disponibles desde marzo de1986 a marzo de 2004. La selección de las variables se realizó con base en el criterio de disponibilidad al no existir en la literatura otro criterio para la aplicación del análisis factorial. Para representar adecuadamente la economía se consideraron distintos tipos de variables, tales como: de producción, del sector externo, de precios, del mercado laboral, de agregados monetarios, del sector fiscal y del mercado financiero. Argumentan que este tipo de agrupación les podría ayudar a interpretar en alguna medida con factores reales aquellos relacionados principalmente con variables de actividad económica y con factores nominales a los relacionados con precios, tasas de interés, tipos de cambio y salarios.

Para evaluar la capacidad de pronóstico de los modelos utilizan como criterio principal la medición del error cuadrático medio.

Las proyecciones de la inflación (IPC) las realizan con cuatro tipos de modelos, un primer grupo en el cual se consideran solo factores contemporáneos, un segundo que incluye factores contemporáneos y rezagados, un tercero que incluye factores contemporáneos y rezagos en la inflación y un cuarto grupo que considera rezagos tanto en los factores como en la inflación. La selección del número óptimo de rezagos para cada modelo es determinada a través del criterio de información bayesiana.

El modelo para pronosticar la inflación se estima para horizontes de 3, 6, 9 y 12 meses. Solo utilizan un factor en las proyecciones para todos los horizontes, correspondiendo al primer factor estimado, el cual explica la mayor cantidad de varianza posible y que podría capturar choques nominales o de demanda. En cuanto al número de rezagos utilizados en los modelos de proyección, rezagan la inflación 1 período mientras que no usan rezagos en los factores.

Los resultados muestran que las proyecciones sobre la base de factores tienen una mayor calidad predictiva que el método autorregresivo para todos los horizontes considerados. Además, conforme el horizonte de proyección aumenta, las estimaciones de los modelos con factores mejoran en relación con los modelos autorregresivos.

2.3.2. Banco Central de Canadá

En el estudio de Grosselin y Tkacz (2001), se utilizaron datos trimestrales desde el primer trimestre de 1969 al primer trimestre del 2000 y analizaron 334 variables macroeconómicas y financieras de Canadá. Complementariamente, emplearon 110 variables de la economía de Estados Unidos.

Estimaron cuatro modelos con y sin los datos de Estados Unidos:

- Modelo 1: usa todas las 334 variables canadienses, con el cual extrajeron 10 factores.
- Modelo 2: usa las mismas 334 variables pero agrupadas según once sectores económicos, con lo cual extrajeron un factor para cada sector.
- Modelo 3: estimaron 10 factores subyacentes de las 110 variables estadounidenses.
- Modelo 4: usa conjuntamente los datos de Canadá y Estados Unidos, de los cuales se extrajeron 10 factores.

Luego, estimaron cuatro especificaciones de inflación, conteniendo la inflación rezagada y diferentes combinaciones de los factores, según cada modelo anterior. Posteriormente, analizaron la capacidad de pronóstico de estas especificaciones, mediante varios indicadores, comparándola con la de tres modelos "testigo": un modelo autorregresivo de orden cuatro AR(4), un camino aleatorio y un modelo de vectores de corrección de error VECM.

Los autores concluyeron que cada uno de los modelos produce pronósticos igualmente precisos, desde el punto de vista estadístico. También concluyen que hay alguna evidencia que los datos de Estados Unidos pueden ayudar a predecir cambios en la dirección de la inflación canadiense.

2.3.3. Banco Central Europeo

En el trabajo de Angelini, Henry y Mestre (2001) utilizaron datos de 11 países del área euro, los cuales cubren una amplia variedad de variables económicas. La base de datos más grande comprendió 278 variables para el periodo 1977 a 1999. La mayoría de las series eran trimestrales.

Se obtuvieron tres conjuntos de factores:

- Factores globales: fueron obtenidos de la base de datos completa.
- Factores nominales: fueron extraídos a partir de la información nominal (es decir, deflatores, salarios y precios contenidos en la base de datos original).
- Factores no nominales: fueron extraídos de la base de datos que comprende todas las variables excepto aquellas utilizadas en la extracción factorial que considera solo variables nominales.

Se utilizaron tres variables para medir inflación: el Índice de precios al consumidor armonizado (HICP, por sus siglas en inglés), el deflator del consumo y el deflator del PIB. Los factores se analizaron considerando rezagos de uno a cuatro.

La inflación medida por el HICP se predice mejor si se usan los factores nominales, pero no el primero de ellos, mientras que la inflación según el deflator del PIB se pronostica mejor usando factores no nominales.

En este trabajo utilizaron variables artificiales para explicar la estacionalidad y la reunificación de Alemania.

3. VARIABLES UTILIZADAS

3.1. Selección de las Variables[3]

Para realizar la escogencia de variables que se utilizarían en el pronóstico de inflación con componentes principales se analizaron previamente trabajos relacionados en el Banco. Además se consultó a funcionarios de la División Económica, a generadores y usuarios de variables de interés.

De esta forma se logró conformar una base de datos de 156 variables, para el período de enero 1991 a marzo 2005, con periodicidad mensual. Las fuentes para la recolección de las variables fueron: el Sistema de divulgación de datos económicos (SDDE) interno, el sitio Web del BCCR y los generadores de las variables.

Las variables se clasificaron en los siguientes grupos:

- Variables reales
- Variables monetarias
- Tasas de interés
- Variables del sector externo
- Variables fiscales
- Índices de precios
- Variables internacionales

3.2. Tratamiento Estadístico y Econométrico

Se realizaron diversas pruebas estadísticas y econométricas en el programa EViews para cada una de las variables, entre ellas:

- Todas las variables fueron desestacionalizadas con el método Census-X12-ARIMA, excepto la serie del IMAE (tendencia ciclo)[4].
- Se realizaron pruebas de integración usando el estadístico Dickey–Fuller aumentado. Todas las variables analizadas resultaron I(1), excepto el déficit del gobierno central y el déficit fiscal total.
- Se efectuaron pruebas de rezago óptimo utilizando los estadísticos de Akaike y Schwarz.
- También se llevaron a cabo pruebas de causalidad en el sentido de Granger a las variables, con el fin de determinar la posible precedencia de éstas con respecto a la inflación.

[3] Como un valor agregado de la selección y análisis de variables surge la iniciativa de construir posteriormente un Índice de anomalías de lluvia, tal y como se detalla en el Anexo 1.
[4] Las series con valores negativos se desestacionalizaron con el paquete Tramo/Seats.

4. Análisis de Resultados

El análisis parte de dos bases de datos, una con 46 variables y otra con 156. Ambas bases se construyeron considerando criterios diferentes, a saber, la base de 46 variables se seleccionó con sentido económico en donde cada variable se esperaría explique la inflación mientras que la base amplia el criterio que prevaleció principalmente fue de disponibilidad de la información.

El conjunto de variables de ambas bases utilizadas en las distintas estimaciones del modelo base fueron construidas con una periodicidad mensual que abarca entre enero de 1991 a marzo de 2005 para un total de 171 observaciones.[5]

4.1. Análisis Factorial

Para proceder con el análisis factorial y específicamente con el cálculo de los factores primeramente todas las variables fueron ajustadas por estacionalidad, además se aplicaron pruebas de raíz unitaria donde se comprobó que casi la totalidad no eran estacionarias (excepto el déficit fiscal total y el del gobierno central) por lo que se procedió a transformarlas en primeras diferencias para que fueran variables I(0) tal y como lo requiere este método.

En este sentido el análisis parte de dos bases de datos seleccionadas diferentes pero igualmente válidas según la metodología empleada. La base de 46 variables fue sometida al análisis de causalidad de Granger mientras que la base amplia no.

De la base de 46 variables se obtuvieron dos grupos o sub-bases, dados los resultados de la aplicación del criterio de causalidad de Granger. Primeramente, al seleccionar arbitrariamente rezagos de 1, 3, 6, 9 y 12 meses, 22 variables cumplieron con el criterio de precedencia en el sentido de Granger, mientras que cuando se aplica causalidad de Granger con rezago óptimo se obtuvieron solo 9 variables que cumplieron con el criterio.

Considerando lo anterior, se aplica el método de análisis factorial individualmente a las tres bases de datos resultantes (sub-bases con 22 y 9 variables y base amplia con 156 variables) y se obtienen los factores respectivos en cada una de las tres bases indicadas.

Como resultado del análisis factorial de la base de 22 variables se obtuvieron 7 factores que explican un 69% de la varianza total, tal y como se aprecia en el siguiente cuadro:

Cuadro No.1
Factores seleccionados a partir de la base de 22 variables

Factores	% de la varianza	% Acumulado	Número de variables
1	25.42	25.42	9
2	10.67	36.09	5
3	9.07	45.17	2
4	6.95	52.12	2
5	6.48	58.61	2
6	5.57	64.17	1
7	5.26	69.43	1

[5] Para esta versión se realizó una actualización del periodo en estudio, de enero de 1991 a agosto del 2006. Los resultados están documentados en el Anexo 4.

Dentro del factor 1 las variables de mayor ponderación son 9 series monetarias, en el factor 2 las de mayor peso son variables fiscales e índices de precios, así como la tasa Libor. En el factor 3 las más representativas es una variable fiscal y una internacional, en el factor 4 un índice y una variable internacional, en tanto que en el factor 5 variables del sector externo son las de mayor ponderación. En el factor 6 y 7 las de mayor participación es una variable monetaria y una internacional respectivamente, como se observa en el Cuadro No.2.

Cuadro No. 2
Variables Asociadas a cada Factor
Base de 22 variables

Variable	Nombre de la variable	Factor
X2	Crédito interno neto total	1
X4	Medio circulante	1
X5	Liquidez en moneda nacional	1
X7	Cuasidinero total	1
X8	Cuasidinero en moneda nacional	1
X9	Cuasidinero en moneda extranjera	1
X11	Depósitos en cuenta corriente en moneda nacional	1
X12	Depósitos en cuenta corriente en moneda extranjera	1
X15	Depósitos a plazo y certificados de inversión en moneda nacional	1
X27	Déficit Gobierno Central	2
X30	Déficit fiscal total	2
X33	Índice de precios al productor industrial con combustible	2
X35	Tasa Libor (un mes)	2
X40	Índice de precios al productor de Estados Unidos	2
X25	Saldo de bonos de estabilización monetaria	3
X43	Precio internacional del petróleo (Brent)	3
X34	Índice de salarios mínimos nominales	4
X42	Precios de importación de petróleo reportado por RECOPE	4
X20	Exportaciones corrientes	5
X21	Importaciones corrientes	5
X6	Emisión Monetaria	6
X45	Precios internacionales del café	7

A su vez, al aplicar el análisis factorial a la base de 9 variables resultaron 3 factores que explican un 55% de la varianza total.

Cuadro No.3
Factores seleccionados a partir de la base de 9 variables

Factores	% de la varianza	% Acumulado	Número de variables
1	23.1	23.1	3
2	20.7	43.8	4
3	11.0	54.8	2

Las variables con mayor ponderación dentro de cada factor son las siguientes: en el factor 1 variables monetarias y a su vez son las que tienen la mayor explicación de la variancia total, el factor 2 reúne variables fiscales y de precios; y en el factor 3 una variable monetaria y una del sector externo (Cuadro No.4).

Cuadro No.4
Variables Asociadas a cada Factor
Base de 9 variables

Variable	Nombre de la variable	Factor
X4	Medio Circulante	1
X11	Depósitos en cuenta corriente en moneda nacional	1
X7	Cuasidinero total	1
X30	Déficit fiscal total	2
X40	Índice de precios al productor de los Estados Unidos	2
X33	Índice de precios al productor industrial con combustible	2
X27	Déficit del Gobierno Central	2
X6	Emisión Monetaria	3
X21	Importaciones corrientes	3

Finalmente, como resultado del análisis factorial aplicado a la base amplia de 156 variables se obtuvieron 7 factores que explican un 95% de la varianza total. En este caso solo el factor 1 tiene 117 variables con mayor ponderación lo que hace que tenga variables de todas las áreas.

Cuadro No.5
Factores seleccionados a partir de la base de 156 variables

Factores	% de la varianza	% Acumulado	Número de variables
1	76.13	76.13	117
2	8.57	84.70	13
3	4.08	88.78	13
4	2.02	90.80	2
5	1.7	92.5	5
6	1.51	94.00	5
7	0.84	94.85	1

En este caso, no se presentan las variables asociadas a cada factor, dada la magnitud de variables utilizadas.

4.2. Análisis de Regresión

Una vez calculados los factores en las respectivas bases se procedió a estimar modelos utilizando solo los primeros tres factores por simplicidad y porque estos explican un alto porcentaje de la variancia total. En todos los casos se corrieron modelos con diferentes rezagos en los factores y en la propia variable dependiente con el interés de seleccionar los mejores modelos desde el punto de vista estadístico y sobre todo de capacidad de pronóstico. En este sentido se pueden observar en el Anexo 2 las tres mejores ecuaciones o modelos, uno para cada base de datos. Se verificó que las especificaciones estimadas cumplieran los principales supuestos de regresión.

Tal y como se explicó, la inflación está en función de ella misma rezagada y de los factores también rezagados, según se puede ver en el cuadro No.6. En este se presenta un arreglo de las tres ecuaciones seleccionadas, con el interés de analizar los coeficientes estandarizados (betas) de cada una de ellas, ya que los valores de los coeficientes comunes no son directamente comparables pues los factores incorporan diferentes variables y formas de medición. Por tanto, para poderlos comparar, es necesario expresarlos en una misma base, lo cual se logra al calcular los coeficientes betas, pues estos están expresados en unidades de desviación estándar de las variables.

Cuadro No. 6
COEFICIENTES DE REGRESIÓN ESTANDARIZADOS -BETA-

Variable Dependiente	Desv. Estándar
INFLA Y1	**4,789**

Ecuación: 22 variables

Variable	Coeficiente	Desv. Estánda	Coef. Estánd
C	0,246	0,041	0,002
INFLAY1(-1)	0,983	4,804	0,986
F1(-15)	0,220	0,521	0,024
F2(-6)	0,173	0,949	0,034
F2(-9)	-0,220	0,908	-0,042
F3(-5)	0,097	0,968	0,020

Ecuación: 9 variables

Variable	Coeficiente	Desv. Estánda	Coef. Estánd
C	0,323	0,041	0,003
INFLAY1(-1)	0,974	4,804	0,977
G1(-20)	-0,183	0,599	-0,023
G2(-3)	0,200	0,973	0,041
G2(-9)	-0,191	0,926	-0,037

Ecuación: 156 variables

Variable	Coeficiente	Desv. Estánda	Coef. Estánd
C	0,734	0,332	0,051
INFLAY1(-1)	0,969	4,804	0,972
F1(-6)	-5,922	0,082	-0,102
F1(-9)	6,222	0,087	0,113
F2(-6)	0,598	0,992	0,124
F2(-12)	-0,659	0,995	-0,137

Fuente: Elaboración propia con base en las salidas de Eviews reportadas en el Anexo 2.

Al analizar los coeficientes estandarizados de las tres ecuaciones, es evidente que la variable con más poder explicativo es la misma inflación rezagada un periodo, en donde, ante un aumento de una desviación estándar de la inflación, ella misma aumentará el mes siguiente más de 0,97 desviaciones estándar.

Contrario al poder explicativo mostrado por la inflación rezagada se nota una menor explicación por parte de los factores, en donde su mayor aporte se da en la ecuación con 156 variables,

donde estos factores explican alrededor de 0,10 desviaciones estándar de la inflación y con un rezago de entre 6 y 12 meses.

Por otra parte, podría llamar la atención el hecho de que algunos factores presentan signos negativos, que con el uso de otras técnicas podrían ser no esperados, sin embargo, el análisis factorial es una metodología ateórica pero que mantiene una alta coherencia con los datos, es decir, ante la imposibilidad de apoyarse en una teoría económica para relacionar la inflación con gran diversidad de información considerada, se pone el énfasis en la correcta aplicación de la técnica para llegar al resultado final como lo es el pronóstico.

5. CAPACIDAD DE PRONÓSTICO

5.1. Evaluación de la Capacidad de Pronóstico Dentro de la Muestra

Para evaluar la capacidad de pronóstico de los tres modelos seleccionados se realizaron diferentes cortes en el período muestral. El primer corte se hizo en diciembre del 2003 para pronosticar hasta marzo del 2005. En cada corte se realizó un pronóstico de tres periodos fuera de la muestra en forma secuencial.

Como modelos de referencia o comparación se utilizaron los siguientes:

1. Modelo ARIMA:
   Corresponde al mejor modelo ARIMA seleccionado por Tramo/Seats en cada periodo.
2. Modelo Ingenuo (Naive):
   Mantiene la misma variación mensual observada en el último periodo durante los tres períodos siguientes.
3. Juicio de Experto:
   Incorpora la información preliminar del IPC observada en los primeros 15 días de cada mes, así como la consulta a instituciones relacionadas. Esta estimación es efectuada por el Departamento de Contabilidad Social el 20 de cada mes aproximadamente.

Para cada uno de estos modelos se realizaron los mismos cortes en el período muestral y pronósticos de tres meses fuera de la muestra como en el caso de los modelos seleccionados. En todas las especificaciones se proyectó la inflación como la variación interanual del IPC.

Para medir la capacidad de pronóstico de los modelos se calcularon tres indicadores, a saber, la raíz del error cuadrático medio (RECM), que se mide en puntos porcentuales; el error absoluto el cual permite identificar si el pronóstico sub o sobre estima el valor observado y el error absoluto medio (MAPE) que calcula el error en términos porcentuales (ver Anexo 3).

En el cuadro No.7 se presenta y contrasta la capacidad de pronóstico entre los modelos seleccionados y los de referencia, utilizando como indicador solo la raíz del error cuadrático medio (RECM).

En promedio la técnica que mostró el menor error de pronóstico es la de juicio de experto, seguida muy de cerca por el modelo seleccionado de 22 variables, mientras que los modelos con 156 y 9 variables presentan errores similares al modelo ARIMA y al ingenuo.

El resultado empírico de que el juicio de experto fue la técnica con el menor error de pronóstico se puede justificar con la recomendación teórica de que los modelos de proyección nunca deben reemplazar el juicio de las autoridades.

Cuadro No.7
Capacidad de Pronóstico de los modelos[1]

Periodo	Modelos Seleccionados			Modelos de Referencia		
	156 variables	22 variables	9 variables	Ingenuo	ARIMA	Juicio de Experto
1	1.29	0.18	0.71	0.46	0.81	0.85
2	0.58	0.21	0.25	1.90	0.10	0.72
3	0.97	0.32	0.30	1.53	0.27	0.79
4	0.42	0.32	0.17	0.96	0.72	0.30
5	1.20	0.49	0.73	0.25	0.67	0.04
6	1.49	0.65	1.32	1.10	1.17	0.29
7	1.06	0.86	1.73	0.20	1.30	0.16
8	0.41	0.74	1.77	1.10	0.96	0.27
9	0.57	0.96	1.36	0.30	0.30	0.78
10	0.72	0.47	1.18	0.70	0.87	0.45
11	0.33	0.97	0.76	1.62	1.01	n.d.
12	0.32	0.31	0.20	0.26	0.84	n.d.
13	0.28	0.36	0.20	0.85	0.51	0.72
Promedio	**0.75**	**0.53**	**0.82**	**0.86**	**0.73**	**0.49**

[1/] Medida con el indicador de la raíz del error cuadrático medio (RECM).
Fuente: Elaboración propia.

Con base en la capacidad de pronóstico se seleccionó el modelo de 22 variables para generar proyecciones de la inflación, no obstante se dará seguimiento a los otros dos modelos propuestos para tener más elementos de juicio e ir analizando su evolución y desempeño a través del tiempo.

El modelo seleccionado incorpora tres de los siete factores y explican cerca del 45% de la varianza total del conjunto de variables. Tal y como se puede observar en el modelo la inflación (inflay1) está siendo explicada por ella misma rezagada un período, por el factor uno (F1) rezagado quince períodos lo cual es razonable dado que en su mayoría las variables que tienen mayor participación en este factor son variables monetarias, el factor dos (F2) rezagado seis y nueve trimestres con variables internacionales y déficit fiscal. El factor tres (F3) rezagado cinco períodos donde las variables que más aportan son los precios internacionales del petróleo y bonos de estabilización monetaria. La estimación del modelo se presenta en el Anexo 2.

5.2. Evaluación de la Capacidad de Pronóstico Fuera de la Muestra

En este apartado se evaluaron tres pronósticos que se han efectuado con este modelo, cada uno de ellos con una extrapolación de tres meses fuera de la muestra, tal y como se presenta a continuación:

- abril, mayo y junio, 2005
- mayo, junio y julio, 2005
- junio, julio y agosto, 2005

Los resultados se presentan en el cuadro No.8. Para los periodos más recientes, el modelo presenta un error medio de pronóstico de 0.80, medido por el indicador RECM. Este valor es un tanto mayor al que se encontró cuando se evaluó la capacidad de pronóstico dentro del periodo muestral, el cual fue de 0.53.

Se compararon estos resultados con los del "juicio de experto", si bien se debe tomar en cuenta que no son directamente comparables, debido a que este último considera inclusive información observada del indicador de precios para los primeros 15 días del mes, tal como se mencionó.

Cuadro No.8
Evaluación de la capacidad de pronóstico fuera de la muestra
Modelo con 22 variables

Periodo	Observado (Y)	Pronóstico (Y^)	(Y-Y^)	(Y-Y^)^2	RECM	Valor absoluto de la diferencia relativa	MAPE
Abr-05	**13.66**	13.85	0.19	0.04	0.43	0.01	2.4%
May-05	**14.45**	13.74	-0.71	0.50		0.05	
Jun-05	**13.76**	13.66	-0.10	0.01		0.01	
May-05	**14.45**	13.84	-0.61	0.38	0.81	0.04	5.5%
Jun-05	**13.76**	14.52	0.76	0.57		0.05	
Jul-05	**13.75**	14.76	1.01	1.01		0.07	
Jun-05	**13.76**	14.35	0.59	0.35	1.17	0.04	7.2%
Jul-05	**13.75**	14.81	1.06	1.12		0.07	
Ago-05	**14.07**	15.70	1.63	2.66		0.10	
Promedio					0.80		5.0%

Esta metodología presenta un error medio de pronóstico de 0.42, como se muestra en el cuadro No.9, menor que el que se reportó al evaluar el error de pronóstico dentro de la muestra (0.49). Por tanto, en el último periodo analizado esta metodología ha mejorado su poder de predicción.

Sin embargo, se debe considerar que la técnica de análisis factorial requiere de mayor seguimiento e historia para evaluar su capacidad media de predicción en un periodo amplio.

Cuadro No.9
Evaluación de la capacidad de pronóstico fuera de la muestra
"Juicio de experto"

Periodo	Observado (Y)	Pronóstico (Y^)	(Y-Y^)	(Y-Y^)^2	RECM	Valor absoluto de la diferencia relativa	MAPE
Abr-05	**13.66**	13.83	0.17	0.03	0.85	0.01	3.9%
May-05	**14.45**	14.59	0.14	0.02		0.01	
Jun-05	**13.76**	15.22	1.46	2.12		0.10	
May-05	**14.45**	14.32	-0.13	0.02	0.13	0.01	0.8%
Jun-05	**13.76**	13.79	0.03	0.00		0.00	
Jul-05	**13.75**	13.57	-0.18	0.03		0.01	
Jun-05	**13.76**	13.98	0.22	0.05	0.27	0.02	1.7%
Jul-05	**13.75**	13.85	0.10	0.01		0.01	
Ago-05	**14.07**	13.68	-0.39	0.16		0.03	
Promedio					0.42		2.2%

En el Anexo 4 se presenta una actualización reciente del pronóstico de inflación (periodo setiembre – noviembre de 2006), así como de la evaluación de la capacidad de pronóstico para el año 2005.

6. COMENTARIOS FINALES

1. El documento presenta un primer intento del pronóstico de inflación (IPC) para Costa Rica mediante la técnica de análisis factorial, desarrollado por Stock y Watson (1998) e implementado por Aguirre y Céspedes (2004).
2. Para apoyar el esquema de metas de inflación adoptado por el Banco Central como proyecto estratégico para los próximos años es necesario que esta nueva metodología, una vez consolidada, forme parte de la "*batería*" de modelos existentes en la División Económica para el pronóstico de la inflación.
3. Hay países que utilizan esta técnica para realizar pronósticos de inflación dada su eficiente capacidad de proyección, tales como, España, Reino Unido, Canadá, Banco Central Europeo, Estados Unidos de Norteamérica, Chile, entre otros. Por tanto, se considera un método robusto pues existe validación internacional.
4. Se seleccionaron tres modelos de proyección con diferentes rezagos en los factores y en la propia variable dependiente tomando en cuenta la capacidad de pronóstico, para lo cual se utilizaron tres indicadores: la raíz del error cuadrático medio (RECM), el error absoluto y el error absoluto medio (MAPE).
5. Los modelos seleccionados se compararon con modelos utilizados actualmente en la División Económica, en donde solo el "Juicio de Experto" superó levemente el mejor de los modelos propuestos en este documento y este fue más eficiente que el modelo ARIMA y el ingenuo. Se debe recordar que el "Juicio de Experto" nunca sustituye ninguno de los modelos ni viceversa pues sus fundamentos son totalmente diferentes entre sí. Estos resultados se mantienen con la actualización del estudio con datos a agosto del 2006 (véase el Anexo 4).
6. Es necesario hacer la salvedad que estos modelos y sus pronósticos se deben utilizar con cierta cautela, dado que la metodología y las especificaciones requieren de más análisis e historia para la consolidación y buen uso de los mismos.

7. Estos modelos presentan la ventaja que utilizan la información contenida en muchas variables, la cual está contemplada en unos cuantos factores, lo que evita la pérdida de grados de libertad y la multicolinealidad entre las variables explicativas.
8. Dadas las características de la técnica utilizada, se emplea una amplia gama de variables económicas para proyectar la inflación desde diversas perspectivas: monetaria, fiscal y sector externo, entre otras. Lo anterior es importante en vista de que la inflación es un fenómeno complejo y que podría depender de muchas variables.
9. Un elemento adicional a favor de esta técnica es que permite realizar el pronóstico mensual de la inflación de manera oportuna. En efecto, la proyección estaría disponible a más tardar en la segunda semana de cada mes.

7. BIBLIOGRAFÍA

Aguirre, Alvaro y Céspedes, Luis Felipe (2004). "Uso de análisis factorial dinámico para proyecciones macroeconómicas". División de Estudios. Banco Central de Chile.

Angelini, E.; Henry, J. y Mestre, R. (2001) "Diffusion Index-based Inflation Forecasts for the Euro Zone", Working Paper No.61. European Central Bank.

Banco Central de Costa Rica "Informe de inflación", varios informes. http://www.bccr.fi.cr/ndie/informe_inflacion.htm

Cuesta, Marcelino y Herrero, Francisco (1995). "Introducción al Análisis Factorial". Universidad de Oviedo.

Durán, Rodolfo; Laverde, Bernal y Solano, Mario (2003). "Evaluación de variables económicas para pronósticos de inflación en Costa Rica". DIE-02-2003-DI. Departamento de Investigaciones Económicas. Banco Central de Costa Rica.

Grosselin, M. y Tkacz, G. (2001). "Evaluation factor models: an application to Canadian Inflation". Working Paper No.18, Bank of Canada.

Kikut, Ana C. y Muñoz, Evelyn (1999). "Diseño de un índice sintético adelantado para la inflación: El caso de Costa Rica". EEI-07-99. Departamento de Investigaciones Económicas. Banco Central de Costa Rica.

Pacheco, Rodney y Ordóñez, Ronny (1995). "Construcción de un indicador adelantado a partir del método espectral". Escuela de Economía. Universidad de Costa Rica.

duranvr@bccr.fi.cr
kikutva@bccr.fi.cr

ANEXOS

ANEXO 1
Propuesta para la construcción de un Índice de anomalías de lluvia

Como un elemento adicional a la presente investigación se ha considerado la posibilidad de construir un índice de anomalías de lluvia el cual podría ser utilizado como una variable exógena en diversos modelos que se elaboren en la División Económica, o bien en algunos modelos o ecuaciones ya existentes, siempre y cuando los autores lo consideren oportuno.

La información base para construir este índice la produce el Instituto Meteorológico Nacional (IMN). Actualmente, se encuentra en proceso la solicitud de estas cifras[1].

Las cifras requeridas para la construcción y cálculo del índice serían las anomalías de lluvia mensual a nivel nacional (todas las estaciones [2]) para el período enero de 1991 al último mes disponible del 2005, utilizando un promedio de lluvias registradas en el lapso enero 1980 a la fecha, para estimar las anomalías.

Elementos considerados en la construcción del índice:

- *Se seleccionó un promedio como referencia para calcular las anomalías de lluvia que abarca un periodo más largo, dado que la lluvia presenta mucha variabilidad.*
- *La información presenta un rezago de 15 días a 2 meses.*
- *El índice se construye tomando en cuenta las desviaciones de lluvia del mes de interés con respecto al promedio de ese mismo mes, en vista de la elevada estacionalidad que presenta la lluvia.*

La construcción del índice se lleva a cabo de la siguiente manera:

$$A_t = LL_t - LLM$$

donde:

A_t: anomalías de lluvia del mes t

LL_t: nivel de lluvia del mes t

LLM: nivel promedio de lluvia del mes t del periodo 1980 a la fecha

Posteriormente, se encadenan los datos tomando como periodo base enero 1991.

Finalmente, se considera que el índice de anomalías de lluvia podría ser estadísticamente significativo como determinante principalmente de la tasa de inflación del grupo alimentos, bebidas y tabaco que conforma parte del Índice de Precios al Consumidor (IPC). En efecto, se puede formular la siguiente especificación:

$$\pi^{Gabt} = \alpha + \beta A_t + \mu_t$$

donde:

π^{Gabt}: tasa de inflación del grupo alimentos, bebidas y tabaco del IPC.

α, β: parámetros

μ_t: término de error

Por tanto, a partir de esta relación se podría plantear o formular cualquier modelo relacionado con la evolución de los precios en Costa Rica, sobre todo con la intención de capturar el efecto que tienen los choques de oferta vía la repercusión que tienen las condiciones climáticas sobre los precios de los productos agrícolas.

1/ Véase DIE-22-2005-C "Justificación de la construcción del Índice de anomalías de lluvia", del 8 de junio del 2005.

2/ Alrededor de 75 estaciones están activas y tienen información completa para el periodo 1991-2005.

ANEXO 2
MODELOS AJUSTADOS

Modelo ajustado para el grupo de 22 variables:

Dependent Variable: INFLAY1
Method: Least Squares
Date: 04/15/05 Time: 14:58
Sample (adjusted): 1993M04 2004M12
Included observations: 141 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0.246079	0.250521	0.982270	0.3277
INFLAY1(-1)	0.983204	0.019058	51.58882	0.0000
F1(-15)	0.220466	0.159764	1.379944	0.1699
F2(-6)	0.172965	0.084165	2.055065	0.0418
F2(-9)	-0.219583	0.091093	-2.410548	0.0173
F3(-5)	0.096725	0.076887	1.258012	0.2106

R-squared	0.955168	Mean dependent var	12.71199
Adjusted R-squared	0.953508	S.D. dependent var	4.169982
S.E. of regression	0.899134	Akaike info criterion	2.666852
Sum squared resid	109.1397	Schwarz criterion	2.792331
Log likelihood	-182.0131	F-statistic	575.2510
Durbin-Watson stat	1.225439	Prob(F-statistic)	0.000000

Modelo ajustado para el grupo de 9 variables:

Dependent Variable: INFLAY1
Method: Least Squares
Date: 04/20/05 Time: 10:06
Sample (adjusted): 1993M09 2004M12
Included observations: 136 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0.322834	0.254030	1.270847	0.2060
INFLAY1(-1)	0.974113	0.018916	51.49599	0.0000
G1(-20)	-0.182938	0.136823	-1.337042	0.1835
G2(-3)	0.199854	0.086318	2.315333	0.0221
G2(-9)	-0.190772	0.091337	-2.088671	0.0387

R-squared	0.954402	Mean dependent var	12.83212
Adjusted R-squared	0.953010	S.D. dependent var	4.197643
S.E. of regression	0.909934	Akaike info criterion	2.685183
Sum squared resid	108.4654	Schwarz criterion	2.792266
Log likelihood	-177.5925	F-statistic	685.4818
Durbin-Watson stat	1.217248	Prob(F-statistic)	0.000000

Modelo ajustado para el grupo de 156 variables:

Dependent Variable: INFLAY1
Method: Least Squares
Date: 04/21/05 Time: 15:26
Sample (adjusted): 1992M02 2005M02
Included observations: 157 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0.734301	0.272972	2.690021	0.0079
INFLAY1(-1)	0.969295	0.020030	48.39158	0.0000
F1(-6)	-5.922211	1.586194	-3.733598	0.0003
F1(-9)	6.222364	1.635950	3.803517	0.0002
F2(-6)	0.597821	0.259225	2.306189	0.0225
F2(-12)	-0.658853	0.262342	-2.511426	0.0131

R-squared	0.962484	Mean dependent var	13.31418
Adjusted R-squared	0.961242	S.D. dependent var	4.645872
S.E. of regression	0.914633	Akaike info criterion	2.696880
Sum squared resid	126.3196	Schwarz criterion	2.813679
Log likelihood	-205.7051	F-statistic	774.7985
Durbin-Watson stat	1.222147	Prob(F-statistic)	0.000000

ANEXO 3

Evaluación del error de pronóstico
Modelo con 22 variables

Periodo	Observado (Y)	Pronóstico (Y^)	(Y-Y^)	(Y-Y^)^2	RECM	Valor absoluto de la diferencia relativa	MAPE
Ene-04	11,01916201	**11,00438752**	0,01	0,00	0,18	0,00	1,3%
Feb-04	11,547657	**11,32080718**	0,23	0,05		0,02	
Mar-04	11,34294085	**11,14182695**	0,20	0,04		0,02	
Feb-04	11,547657	**11,33623298**	0,21	0,04	0,21	0,02	1,8%
Mar-04	11,34294085	**11,15711457**	0,19	0,03		0,02	
Abr-04	11,28975334	**11,52062481**	-0,23	0,05		0,02	
Mar-04	11,34294085	**11,37306089**	-0,03	0,00	0,32	0,00	2,4%
Abr-04	11,28975334	**11,73269099**	-0,44	0,20		0,04	
May-04	11,44919056	**11,79456455**	-0,35	0,12		0,03	
Abr-04	11,28975334	**11,72871265**	-0,44	0,19	0,32	0,04	2,4%
May-04	11,44919056	**11,79109169**	-0,34	0,12		0,03	
Jun-04	11,88824737	**11,92409748**	-0,04	0,00		0,00	
May-04	11,44919056	**11,33603413**	0,11	0,01	0,49	0,01	3,4%
Jun-04	11,88824737	**11,47295678**	0,42	0,17		0,03	
Jul-04	12,43561159	**11,71252927**	0,72	0,52		0,06	
Jun-04	11,88824737	**11,58412448**	0,30	0,09	0,65	0,03	4,8%
Jul-04	12,43561159	**11,82399359**	0,61	0,37		0,05	
Ago-04	13,05413062	**12,1614118**	0,89	0,80		0,07	
Jul-04	12,43561159	**12,14336455**	0,29	0,09	0,86	0,02	5,5%
Ago-04	13,05413062	**12,48726622**	0,57	0,32		0,04	
Set-04	13,78268848	**12,44121649**	1,34	1,80		0,10	
Ago-04	13,05413062	**12,79346035**	0,26	0,07	0,74	0,02	5,0%
Set-04	13,78268848	**12,78470961**	1,00	1,00		0,07	
Oct-04	13,31393371	**12,55991426**	0,75	0,57		0,06	
Set-04	13,78268848	**13,06345404**	0,72	0,52	0,96	0,05	6,5%
Oct-04	13,31393371	**12,84180174**	0,47	0,22		0,04	
Nov-04	13,29135149	**11,86961873**	1,42	2,02		0,11	
Oct-04	13,31393371	**13,59486109**	-0,28	0,08	0,47	0,02	3,4%
Nov-04	13,29135149	**12,62879449**	0,66	0,44		0,05	
Dic-04	13,126518	**12,73668166**	0,39	0,15		0,03	
Nov-04	13,29135149	**12,33962938**	0,95	0,91	0,97	0,07	
Dic-04	13,126518	**12,42189326**	0,70	0,50		0,05	7,2%
Ene-05	13,41728181	**12,2150301**	1,20	1,45		0,09	
Dic-04	13,126518	**13,37559627**	-0,25	0,06	0,31	0,02	
Ene-05	13,41728181	**13,18646028**	0,23	0,05		0,02	2,2%
Feb-05	13,1921126	**13,59947666**	-0,41	0,17		0,03	

Evaluación del error de pronóstico
MODELO 9 VARIABLES

Periodo	Observado (Y)	Pronóstico (Y^)	(Y-Y^)	(Y-Y^)^2	RECM	Valor absoluto de la diferencia relativa	MAPE
Ene-04	11,01916201	**10,46812**	0,55	0,30	0,71	0,05	6,1%
Feb-04	11,547657	**10,95659**	0,59	0,35		0,05	
Mar-04	11,34294085	**10,41692**	0,93	0,86		0,08	
Feb-04	11,547657	**11,51278**	0,03	0,00	0,25	0,00	1,8%
Mar-04	11,34294085	**10,97454**	0,37	0,14		0,03	
Abr-04	11,28975334	**11,07666**	0,21	0,05		0,02	
Mar-04	11,34294085	**11,00745**	0,34	0,11	0,30	0,03	2,5%
Abr-04	11,28975334	**11,10953**	0,18	0,03		0,02	
May-04	11,44919056	**11,1048**	0,34	0,12		0,03	
Abr-04	11,28975334	**11,47038**	-0,18	0,03	0,17	0,02	1,3%
May-04	11,44919056	**11,47753**	-0,03	0,00		0,00	
Jun-04	11,88824737	**11,64684**	0,24	0,06		0,02	
May-04	11,44919056	**11,2715**	0,18	0,03	0,73	0,02	5,0%
Jun-04	11,88824737	**11,41008**	0,48	0,23		0,04	
Jul-04	12,43561159	**11,27916**	1,16	1,34		0,09	
Jun-04	11,88824737	**11,60136**	0,29	0,08	1,32	0,02	8,6%
Jul-04	12,43561159	**11,47843**	0,96	0,92		0,08	
Ago-04	13,05413062	**10,99355**	2,06	4,25		0,16	
Jul-04	12,43561159	**11,77503**	0,66	0,44	1,73	0,05	11,9%
Ago-04	13,05413062	**11,29369**	1,76	3,10		0,13	
Set-04	13,78268848	**11,44527**	2,34	5,46		0,17	
Ago-04	13,05413062	**11,93908**	1,12	1,24	1,77	0,09	12,7%
Set-04	13,78268848	**12,09203**	1,69	2,86		0,12	
Oct-04	13,31393371	**11,01612**	2,30	5,28		0,17	
Set-04	13,78268848	**13,21407**	0,57	0,32	1,36	0,04	9,2%
Oct-04	13,31393371	**12,15054**	1,16	1,35		0,09	
Nov-04	13,29135149	**11,33383**	1,96	3,83		0,15	
Oct-04	13,31393371	**12,70517**	0,61	0,37	1,18	0,05	8,5%
Nov-04	13,29135149	**11,90451**	1,39	1,92		0,10	
Dic-04	13,126518	**11,74813**	1,38	1,90		0,11	
Nov-04	13,29135149	12,56645103	0,72	0,53	0,76	0,05	5,7%
Dic-04	13,126518	12,49274274	0,63	0,40		0,05	
Ene-05	13,41728181	12,51612282	0,90	0,81		0,07	
Dic-04	13,126518	13,24144032	-0,11	0,013	0,20	0,0088	1,4%
Ene-05	13,41728181	13,28305893	0,13	0,018		0,0100	
Feb-05	13,1921126	13,48224005	-0,29	0,084		0,0220	

Evaluación del error de pronóstico

MODELO 156 VARIABLES

Periodo	Observado (Y)	Pronóstico (Y^)	(Y-Y^)	(Y-Y^)^2	RECM	Valor absoluto de la diferencia relativa	MAPE
Ene-04	11.01916201	**9.779030265**	1.24	1.54	1.29	0.11	11.1%
Feb-04	11.547657	**9.947491802**	1.60	2.56		0.14	
Mar-04	11.34294085	**10.3981396**	0.94	0.89		0.08	
Feb-04	11.547657	**11.279763**	0.27	0.07	0.58	0.02	4.7%
Mar-04	11.34294085	**11.82988137**	-0.49	0.24		0.04	
Abr-04	11.28975334	**12.12706092**	-0.84	0.70		0.07	
Mar-04	11.34294085	**12.12001539**	-0.78	0.60	0.97	0.07	8.5%
Abr-04	11.28975334	**12.43163745**	-1.14	1.30		0.10	
May-04	11.44919056	**12.41328403**	-0.96	0.93		0.08	
Abr-04	11.28975334	**11.61102726**	-0.32	0.10	0.42	0.03	3.1%
May-04	11.44919056	**11.548491**	-0.10	0.01		0.01	
Jun-04	11.88824737	**11.23512385**	0.65	0.43		0.05	
May-04	11.44919056	**11.21530914**	0.23	0.05	1.20	0.02	8.3%
Jun-04	11.88824737	**10.89013886**	1.00	1.00		0.08	
Jul-04	12.43561159	**10.62405801**	1.81	3.28		0.15	
Jun-04	11.88824737	**11.13575059**	0.75	0.57	1.49	0.06	11.2%
Jul-04	12.43561159	**10.87927341**	1.56	2.42		0.13	
Ago-04	13.05413062	**11.1273761**	1.93	3.71		0.15	
Jul-04	12.43561159	**11.66887508**	0.77	0.59	1.06	0.06	7.9%
Ago-04	13.05413062	**11.94097291**	1.11	1.24		0.09	
Set-04	13.78268848	**12.54200008**	1.24	1.54		0.09	
Ago-04	13.05413062	**12.73167049**	0.32	0.10	0.41	0.02	3.0%
Set-04	13.78268848	**13.35430429**	0.43	0.18		0.03	
Oct-04	13.31393371	**13.76664128**	-0.45	0.20		0.03	
Set-04	13.78268848	**13.69180367**	0.09	0.01	0.57	0.01	3.7%
Oct-04	13.31393371	**14.11900981**	-0.81	0.65		0.06	
Nov-04	13.29135149	**13.85674897**	-0.57	0.32		0.04	
Oct-04	13.31393371	**14.21480922**	-0.90	0.81	0.79	0.07	5.9%
Nov-04	13.29135149	**13.95534214**	-0.66	0.44		0.05	
Dic-04	13.126518	**13.92375115**	-0.80	0.64		0.06	
Nov-04	13.29135149	**13.0127136**	0.28	0.08	0.33	0.02	2.3%
Dic-04	13.126518	**12.93553544**	0.19	0.04		0.01	
Ene-05	13.41728181	**12.94955842**	0.47	0.22		0.03	
Dic-04	13.126518	**13.23153542**	-0.11	0.01	0.32	0.01	1.9%
Ene-05	13.41728181	**13.26438722**	0.15	0.02		0.01	
Feb-05	13.1921126	**13.70633094**	-0.51	0.26		0.04	

ANEXO 4
Actualización del pronóstico de inflación mediante el uso del análisis factorial

Dentro del marco de las conclusiones de este trabajo, se citó que el modelo requiere de uso y análisis para su consolidación. Es así como se han realizado diversas actualizaciones del pronóstico, en especial durante el año 2005, las cuales fueron documentadas en informes técnicos[6].

[6] Véase los informes técnicos del año 2005 números: 32, 48, 59, 64, 69, 76 y 85.

Este seguimiento permite evaluar el poder de predicción del modelo seleccionado, el cual se resume en el siguiente cuadro:

Cuadro No.1

Evaluación del error de pronóstico

Pronóstico de inflación con técnica de análisis factorial

Periodo	Observado (Y)	Pronóstico (Y^)	(Y-Y^)	(Y-Y^)^2	RECM	Valor absoluto de la diferencia relativa	MAPE
Abr-05	**13.66**	13.85	0.19	0.04	0.43	0.01	2.4%
May-05	**14.45**	13.74	-0.71	0.50		0.05	
Jun-05	**13.76**	13.66	-0.10	0.01		0.01	
May-05	**14.45**	13.84	-0.61	0.38	0.81	0.04	5.5%
Jun-05	**13.76**	14.52	0.76	0.57		0.05	
Jul-05	**13.75**	14.76	1.01	1.01		0.07	
Jun-05	**13.76**	14.35	0.59	0.35	1.17	0.04	7.2%
Jul-05	**13.75**	14.81	1.06	1.12		0.07	
Ago-05	**14.07**	15.70	1.63	2.66		0.10	
Jul-05	**13.75**	14.36	0.61	0.37	0.69	0.04	4.1%
Ago-05	**14.07**	13.96	-0.11	0.01		0.01	
Set-05	**13.38**	14.41	1.03	1.06		0.07	
Ago-05	**14.07**	13.74	-0.33	0.11	0.25	0.02	1.7%
Set-05	**13.38**	13.67	0.29	0.08		0.02	
Oct-05	**13.94**	13.87	-0.07	0.00		0.00	
Set-05	**13.38**	14.63	1.25	1.56	0.83	0.09	4.9%
Oct-05	**13.94**	14.62	0.68	0.47		0.05	
Nov-05	**14.19**	14.39	0.20	0.04		0.01	
Oct-05	**13.94**	14.11	0.17	0.03	0.36	0.01	2.3%
Nov-05	**14.19**	14.48	0.29	0.09		0.02	
Dic-05	**14.07**	14.60	0.53	0.28		0.04	
Nov-05	**14.19**	14.63	0.44	0.20	0.49	0.03	3.3%
Dic-05	**14.07**	14.61	0.54	0.29		0.04	
Ene-06	**13.20**	n.d.	n.d.	n.d.		n.d.	
Promedio					0.63		3.9%

El error medio de pronóstico del modelo de análisis factorial es de 0.63 en el periodo abril a diciembre de 2005, el cual es inferior al 0.80 observado en el lapso abril a agosto de 2005 (cuadro No.8); sin embargo, siempre es mayor al error medio de pronóstico del modelo de "Juicio de Experto" de 0.46, el cual es levemente superior al reportado en el cuadro No.9 (0.42). La evaluación del error de pronóstico de este modelo se presenta a continuación:

Cuadro No.2

Evaluación del error de pronóstico

Pronóstico de inflación con juicio de expertos

Periodo	Observado (Y)	Pronóstico (Y^)	(Y-Y^)	(Y-Y^)^2	RECM	Valor absoluto de la diferencia relativa	MAPE
Abr-05	**13.66**	13.83	0.17	0.03	0.85	0.01	3.9%
May-05	**14.45**	14.59	0.14	0.02		0.01	
Jun-05	**13.76**	15.22	1.46	2.12		0.10	
May-05	**14.45**	14.32	-0.13	0.02	0.13	0.01	0.8%
Jun-05	**13.76**	13.79	0.03	0.00		0.00	
Jul-05	**13.75**	13.57	-0.18	0.03		0.01	
Jun-05	**13.76**	13.98	0.22	0.05	0.27	0.02	1.7%
Jul-05	**13.75**	13.85	0.10	0.01		0.01	
Ago-05	**14.07**	13.68	-0.39	0.16		0.03	
Jul-05	**13.75**	13.64	-0.10	0.01	0.35	0.01	1.9%
Ago-05	**14.07**	13.48	-0.59	0.35		0.04	
Set-05	**13.38**	13.45	0.07	0.00		0.01	
Ago-05	**14.07**	14.47	0.41	0.16	0.70	0.03	4.5%
Set-05	**13.38**	14.39	1.00	1.01		0.07	
Oct-05	**13.94**	14.49	0.55	0.31		0.04	
Set-05	**13.38**	13.35	-0.04	0.00	0.59	0.00	3.0%
Oct-05	**13.94**	13.80	-0.14	0.02		0.01	
Nov-05	**14.19**	13.17	-1.02	1.04		0.08	
Oct-05	**13.94**	13.76	-0.17	0.03	0.39	0.01	2.6%
Nov-05	**14.19**	13.68	-0.51	0.26		0.04	
Dic-05	**14.07**	13.68	-0.40	0.16		0.03	
Nov-05	**14.19**	13.69	-0.50	0.25	0.42	0.04	3.0%
Dic-05	**14.07**	13.76	-0.32	0.10		0.02	
Ene-06	**13.20**	n.d.	n.d.	n.d.		n.d.	
Promedio					0.46		2.7%

Como parte de la historia del modelo para su validación, se realizó un pronóstico fuera de la muestra para el periodo setiembre a diciembre 2006. Cabe destacar que en esta oportunidad, las variables se agruparon un tanto diferente a lo observado inicialmente, por ejemplo en el primer factor se unieron las variables monetarias y el IPPI, en el segundo factor variables externas relativas a precios del petróleo, en el tercer factor, los bonos de estabilización monetaria y en el cuarto factor las variables fiscales y el IPPUSA. En esta oportunidad se

utilizaron los factores 1, 2 y 4 en la regresión con diferentes rezagos, los cuales explican cerca del 43% de la variabilidad total[7].

Los resultados del pronóstico de inflación se presentan a continuación:

Cuadro No.3
Pronóstico de inflación con la técnica de análisis factorial
Periodo: setiembre a noviembre del 2006

Año 2006	Inflación interanual	Índice de precios Julio 2006 = 100	Variación mensual del índice
Agosto[1/]	11,61	100,88	0,88
Setiembre	11,03	100,52	-0,35
Octubre	11,92	102,59	2.05
Noviembre	12,73	105,01	2.34

[1/] Último dato observado.

Cabe señalar que el primer mes de pronóstico es el que podría tener mayor validez, puesto que la técnica utilizada brinda predicciones confiables en el muy corto plazo.

[7] El factor 3 se excluyó, pues "entraba" en la regresión con un rezago, lo que impide realizar la extrapolación a un horizonte mayor a un mes.