

**CENTRO DE ESTUDIOS MONETARIOS LATINOAMERICANOS
-CEMLA -**

**VIII REUNIÓN DE LA RED DE INVESTIGADORES
DE BANCOS CENTRALES DEL CONTINENTE AMERICANO**

**"ESTIMACIÓN Y EVALUACIÓN DE MODELOS ALTERNATIVOS
DE PRONÓSTICOS DE INFLACIÓN EN GUATEMALA"**

RESUMEN

El objetivo del trabajo es estimar y evaluar diferentes modelos de inflación de corto plazo para Guatemala, para así dar respuesta a las interrogantes sobre qué variable modelar, qué tipo de modelo emplear y cuántos periodos pronosticar. Para ello se desarrollan modelos tipo ARIMA y VAR, los cuales son contrastados con el modelo de suavizamiento exponencial actualmente en uso en el Banco de Guatemala - BANGUAT -. Con este propósito se generan pronósticos fuera de la muestra, los cuales son analizados en base a estadísticos de error de pronóstico, de sesgo y de variación. Estos estadísticos son aplicados en forma iterativa agregando un pronóstico a la vez, para así determinar el mejor horizonte de pronóstico de cada modelo. Los resultados indican que se logran mejores resultados modelando directamente el Índice de Precios al Consumidor - IPC - (en primera diferencia), que modelando su tasa de variación interanual; los modelos ARIMA y VAR generan mejores pronósticos que el modelo actualmente en uso; los modelos VAR con mayor número de variables tienen mejor desempeño que aquellos con menos variables; los modelos VAR produjeron mejores proyecciones que los ARIMA para un horizonte de hasta tres meses, sin embargo, los modelos ARIMA tienen un mejor desempeño que los VAR cuando se trata de pronósticos de tres a seis meses.

Héctor Augusto Valle Samayoa*
Departamento de Investigaciones
Económicas
Banco de Guatemala
havs@banguat.gob.gt

Hilcías Estuardo Morán Samayoa*
Departamento de Investigaciones
Económicas
Banco de Guatemala
hems@banguat.gob.gt

GUATEMALA, JULIO DE 2003

Las opiniones y contenido de este documento son responsabilidad de los autores y no necesariamente representan las del Banco de Guatemala o sus autoridades.

*Nuestro agradecimiento a Erick Roberto Vaides Morales por su colaboración en el desarrollo de esta investigación.

Introducción

El objetivo fundamental de todo banco central moderno es mantener una inflación baja y estable. Con ese propósito muchos bancos centrales alrededor del mundo han implementado un esquema de metas explícitas de inflación - *Inflation Targeting* - para diseñar, ejecutar y evaluar su política monetaria. Este esquema de política ha probado generar buenos resultados, ya que en el mismo se supeditan los demás objetivos al cumplimiento de una meta inflacionaria. En este contexto, los pronósticos de inflación son de capital importancia para cualquier banco central pero más aún para aquel que ha adoptado un esquema de *Inflation Targeting*.

La nueva Ley Orgánica del Banco de Guatemala - BANGUAT - establece que el objetivo fundamental de la política monetaria debe ser la consecución de una inflación baja y estable. Para dar cumplimiento a este mandato, el BANGUAT ha manifestado interés en implementar en el futuro un esquema de metas explícitas de inflación. Sin embargo, para ello necesita contar con modelos de pronóstico de inflación. Actualmente el Banco utiliza modelos de suavizamiento exponencial para este propósito, y se han desarrollado modelos ARIMA y VAR en forma experimental. No obstante, preguntas importantes tales como: ¿qué serie pronosticar? ¿qué tipo de modelo utilizar? ¿cuántos periodos? permanecen aún sin resolver.

El objetivo de este trabajo es ayudar a dar respuesta a esas preguntas con base en la evidencia empírica. Para ello se tomaron algunos modelos en uso, se desarrollaron otros modelos nuevos, se mejoraron algunos ya existentes, y se actualizaron y evaluaron sus resultados. Una vez hecho esto, se generaron pronósticos fuera de la muestra para ser examinados. Como criterio de evaluación se utilizaron estadísticos de medición de error de pronóstico, de sesgo y de variación. Para determinar el horizonte de pronóstico de cada modelo, se aplicó el conjunto de pruebas en forma iterativa agregando un pronóstico a la vez.

En la primera parte del trabajo se ilustra el modelo de suavizamiento exponencial que actualmente utiliza el Banco de Guatemala. En la segunda parte se desarrollan modelos ARIMA tanto para el IPC como para sus tasas de variación. En la tercera parte se hace uso de modelos VAR como instrumento de pronóstico. La evaluación de los pronósticos fuera de la muestra de los diferentes modelos se realiza en la cuarta parte. Finalmente, las conclusiones que se derivan del presente trabajo son presentadas en la quinta parte.

Como dato a tomar en cuenta, los bancos centrales que han implementado exitosamente un esquema de metas de inflación tienen en mira varios propósitos, no sólo uno, pero cada pronóstico es el resultado de un método diferente y, por consiguiente, puede proveer de

información diferente y valiosa (de acuerdo a las propiedades estadísticas del método). De esta manera, se cuenta con diferentes elementos de juicio para evaluar el comportamiento futuro de la inflación. En resumen, este trabajo pretende evidenciar los alcances y limitaciones de cada uno de los modelos. Esto a su vez le permitirá al BANGUAT tomar decisiones de política con más información y, eventualmente, proveer al público con información de mejor calidad y en mayor cantidad, lo cual contribuiría a la transparencia, credibilidad y eficiencia en la toma de decisiones de los diferentes agentes económicos.

1. Modelos de Suavizamiento Exponencial

Los modelos de suavizamiento exponencial han sido utilizados por el Banco de Guatemala para generar pronósticos de inflación en el corto plazo. De acuerdo a Hanke (1996), un método utilizado para revisar constantemente una estimación a la luz de experiencias más recientes lo constituye la atenuación exponencial. Dicho método está basado en la utilización del promedio de valores anteriores de una serie: las observaciones se ponderan, asignando mayor peso a las más recientes. El modelo básico de suavizamiento exponencial se puede expresar de la siguiente forma:

$$\hat{Y}_{t+1} = \alpha Y_t + (1 - \alpha) \hat{Y}_t$$

En donde

\hat{Y}_{t+1} = nuevo valor suavizado (pronóstico)

α = constante de atenuación ($0 < \alpha < 1$)

Y_t = nueva observación o valor real de la serie en el periodo t

\hat{Y}_t = valor atenuado anterior o experiencia promedio de la serie atenuada al periodo $t - 1$

Mediante manipulación algebraica esta ecuación se puede expresar también como:

$$\hat{Y}_{t+1} = \hat{Y}_t + \alpha (Y_t - \hat{Y}_t)$$

Entonces, el suavizamiento exponencial es simplemente el pronóstico previo adicionado con alfa número de veces el error en el pronóstico anterior. La constante de atenuación alfa sirve como el factor para ponderar, en tanto que el valor real de alfa determina el grado hasta el cual la observación más reciente puede influir en el valor del pronóstico.

En el caso particular de los pronósticos de inflación del Banco de Guatemala, éstos se han realizado con el modelo de suavizamiento exponencial de Holt – Winters, el cual ajusta los pronósticos de la serie de acuerdo a la tendencia y a la estacionalidad de la misma. Las cuatro ecuaciones que emplea el modelo de Holt – Winters mencionado son:

a) La serie exponencial suavizada

$$A_t = \alpha \frac{Y_t}{S_{t-L}} + (1 - \alpha)(A_{t-1} + T_{t-1})$$

b) La estimación de la tendencia

$$T_t = \mathbf{b} (A_t - A_{t-1}) + (1 - \mathbf{b})T_{t-1}$$

c) La estimación de la estacionalidad

$$S_t = \mathbf{g} \frac{Y_t}{A_{t-1}} + (1 - \mathbf{g})S_{t-L}$$

d) El pronóstico de p periodos en el futuro

$$\hat{Y}_{t+p} = (A_t - pT_t)S_{t-L+p}$$

En donde

A_t = nuevo valor suavizado (pronóstico)

\mathbf{a} = constante de Suavizamiento

Y_t = nueva observación o valor real de la serie en el periodo t

S_t = estimación de la estacionalidad

T_t = estimación de la tendencia

\mathbf{b} = constante de atenuación de la estimación de la tendencia ($0 < \beta < 1$)

\mathbf{g} = constante de suavizamiento de la estimación de la estacionalidad ($0 < \gamma < 1$)

p = periodos a estimar en el futuro

L = longitud de la estacionalidad

Pronóstico del Índice de Precios al Consumidor – IPC – para Guatemala

En el Banco de Guatemala usualmente se hace el suavizamiento exponencial directamente sobre el Índice de Precios al Consumidor - IPC -, y de allí se derivan los pronósticos sobre las tasas de variación intermensual e interanual. El resultado de la aplicación del modelo Holt – Winters para el periodo de enero de 1995 a diciembre de 2002 es el siguiente:

Sample: 1995:02 2002:12
 Included observations: 95
 Method: Holt-Winters Multiplicative Seasonal
 Original Series: IPC1
 Forecast Series: IPC1SM

Parameters:	Alpha	1.0000
	Beta	0.0000
	Gamma	0.0000
	Sum of Squared Residuals	18.36539
	Root Mean Squared Error	0.439682
End of Period Levels:	Mean	115.6991
	Trend	0.518646
	Seasonals:	
	2002:01	1.004492
	2002:02	1.002472
	2002:03	1.001073
	2002:04	1.000867
	2002:05	0.998964
	2002:06	0.998494
	2002:07	0.999096
	2002:08	0.999423
	2002:09	0.996776
	2002:10	0.996652
	2002:11	1.000818
	2002:12	1.000872

Es interesante observar que alfa es igual a uno, beta a cero y gama también toma el valor cero. Esto deja la estimación de cada uno de los componentes del modelo, para el caso particular del IPC en Guatemala, de la siguiente forma:

a) La serie exponencial suavizada

$$A_t = \mathbf{a} \frac{Y_t}{S_{t-L}}$$

La serie exponencial suavizada es función únicamente del valor de la serie misma y su componente estacional, y no así de la tendencia y de los rezagos de la propia serie suavizada.

b) La estimación de la tendencia

$$T_t = T_{t-1}$$

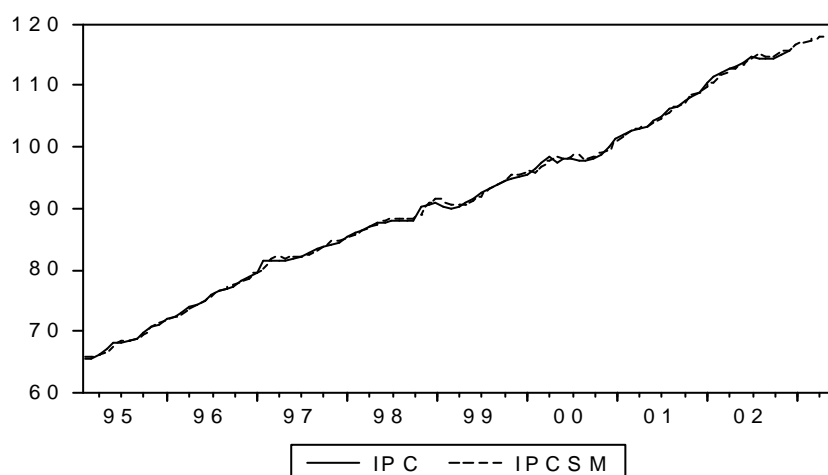
La estimación del componente de tendencia es idéntica a la del periodo anterior (esto significa que dicha tendencia siempre será la misma).

c) La estimación de la estacionalidad

$$S_t = S_{t-L}$$

Modelo del cual se derivan los siguientes pronósticos para el periodo de enero a junio de 2003.

GRÁFICA No. 1
IPC OBSERVADO E IPC SUAVIZADO EXPONENCIALMENTE
MÉTODO HOLT - WINTERS



De este pronóstico se derivarán los pronósticos correspondientes a la tasa de variación interanual e intermensual, los cuales serán contrastados con los resultantes de los modelos ARIMA y VAR en el apartado correspondiente a la evaluación de pronósticos.

2. Modelos ARIMA

El enfoque ARIMA parte de la consideración general de que la serie temporal que se trata de predecir es generada por un proceso estocástico o aleatorio cuya naturaleza puede ser caracterizada y descrita por un modelo (Martín, Labeaga y Mochón, 1997). Por tanto, este enfoque pretende obtener predicciones para el futuro de la serie mediante la descripción adecuada de la naturaleza del proceso estocástico que genera la serie temporal. Tal como indica Diebold (1999), la clave para el modelado y pronóstico de series temporales es la aproximación parsimoniosa y a la vez exacta de la representación de Wold. En ocasiones, dos modelos muy distintos producen aproximaciones igualmente buenas a la representación de Wold. Por consiguiente puede existir más de un modelo ARIMA para una serie temporal. Así, con el propósito de pronosticar la inflación en Guatemala se construyeron varios modelos ARIMA, para lo cual se siguió la metodología estándar de Box y Jenkins, es decir se siguieron los pasos de identificación, estimación, verificación y pronóstico. En esta sección se presentan los modelos ARIMA que mejores resultados produjeron, de acuerdo a la evaluación de sus residuos (en base al estadístico Q). En la parte correspondiente a la evaluación se contrastarán estos modelos en función de sus pronósticos.

2.1 Pronóstico del IPC con modelos ARIMA

Uno de los objetivos de este trabajo es determinar empíricamente si se obtienen mejores pronósticos modelando la serie del Índice de Precios al Consumidor - IPC - o bien, la tasa de variación interanual de dicho indicador (ritmo inflacionario). Seguidamente, en esta sección se presenta la modelación de la serie del IPC.

La estimación de los modelos se realizó inicialmente con información de 1995 a 2002, para luego llevar a cabo la evaluación del poder predictivo de cada modelo con pronósticos fuera de la muestra, para el período comprendido de enero a junio de 2003, en el capítulo correspondiente. Debido a que el IPC es $I(1)$, la serie se trabajó en primera diferencia; sin embargo, es de señalar que dicha serie fue transformada previamente en logaritmos para que así el resultado constituyera la tasa de variación intermensual, la cual es de interpretación más interesante que la diferencia en niveles.

Los modelos ARIMA con mejores resultados, de acuerdo al examen de sus residuos fueron los siguientes.

MODELO ARIMA No. 1

Dependent Variable: DLIPC

Sample: 1995:02 2002:12

Included observations: 95

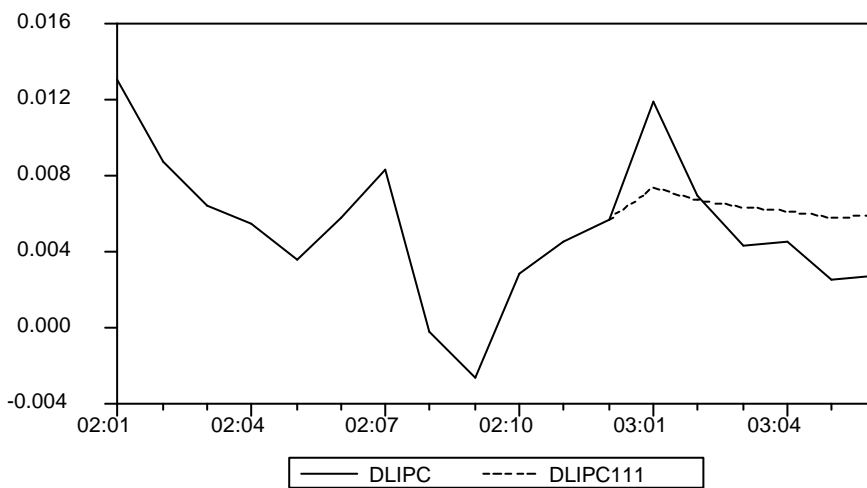
Convergence achieved after 6 iterations

Backcast: 1995:01

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0.006016	0.000558	10.77858	0.0000
AR(4)	-0.200975	0.101674	-1.976659	0.0511
MA(1)	0.286631	0.099611	2.877495	0.0050

GRÁFICA No. 2

PRONÓSTICOS CON MODELO ARIMA No. 1



MODELO ARIMA No. 2

Dependent Variable: DLIPC

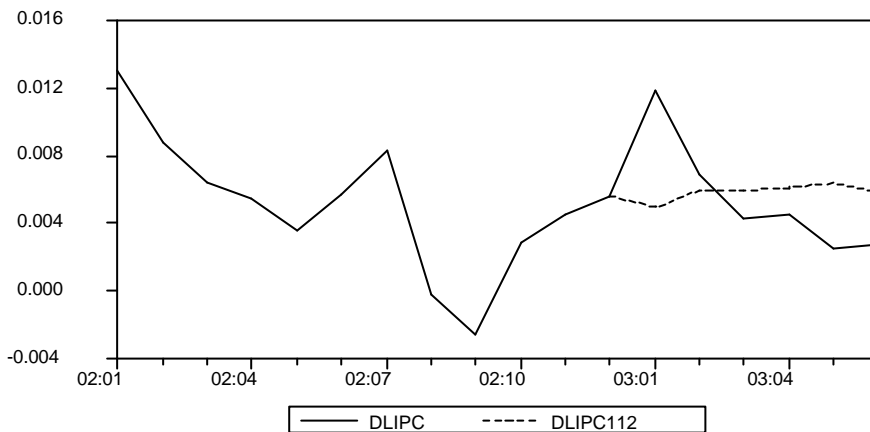
Sample: 1995:02 2002:12

Included observations: 95

Convergence achieved after 9 iterations

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0.005970	0.000628	9.504987	0.0000
MA(1)	0.312082	0.097037	3.216120	0.0018
MA(12)	-0.137503	0.100077	-1.373980	0.1728

GRÁFICA No. 3
PRONÓSTICOS CON MODELO ARIMA No. 2



MODELO ARIMA No. 3

Dependent Variable: DLIPC

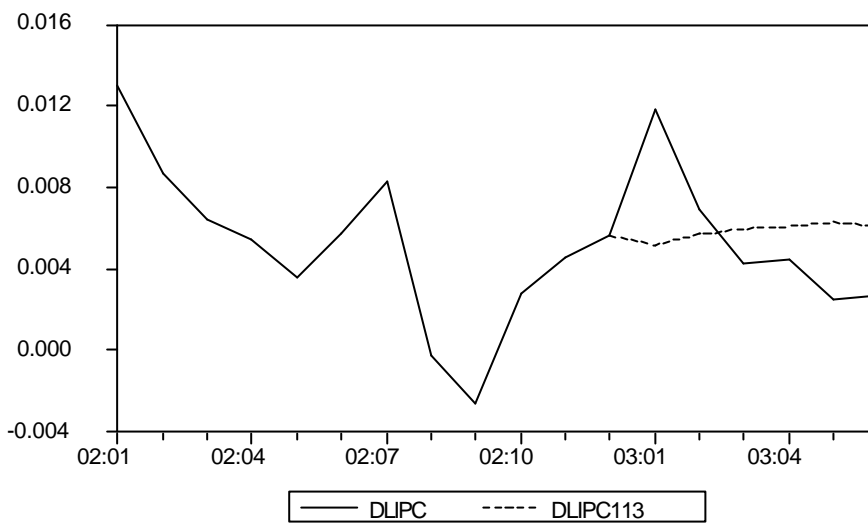
Sample: 1995:02 2002:12

Included observations: 95

Convergence achieved after 6 iterations

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0.006018	0.000621	9.692187	0.0000
AR(12)	-0.116655	0.103150	-1.130930	0.2610
MA(1)	0.312170	0.098499	3.169262	0.0021

GRÁFICA No. 4
PRONÓSTICOS CON MODELO ARIMA No. 3



De acuerdo con la inspección gráfica de los pronósticos, pareciera ser que el modelo ARIMA No. 1 es el que mejor predice la tendencia de la tasa de variación intermensual del IPC.

2.2 Pronóstico de la tasa de variación interanual con modelos ARIMA

La tasa de variación interanual del IPC es una variable integrada de orden uno, por consiguiente tuvo que ser diferenciada una vez para ser modelada. Previamente a ser diferenciada, la serie fue transformada en logaritmos, esto significa que los pronósticos resultantes constituyen la tasa de variación del ritmo.

De acuerdo a Valle (2002), existe evidencia estadística de quiebre estructural en la serie de la tasa de variación interanual del IPC. Esto, como resultado de la adopción de un nuevo periodo base (diciembre de 2000) para el índice, lo cual también incluyó ampliación y cambio de muestra y de ponderaciones.

El modelo ARIMA No. 4 incluye entonces una variable dicótoma (dum 2) para modelar el cambio estructural en la serie.

MODELO ARIMA No. 4

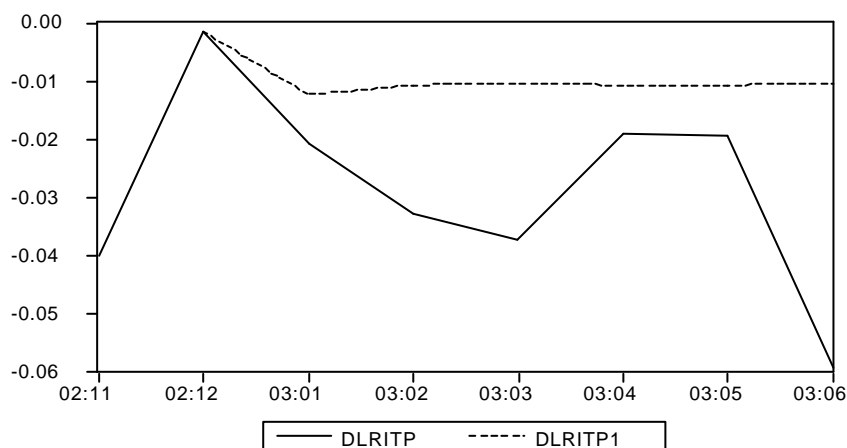
Dependent Variable: DLRITP

Sample: 1995:02 2002:12

Included observations: 95

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-0.010634	0.003074	-3.459901	0.0008
DUM2	0.055678	0.016768	3.320445	0.0013
AR(12)	-0.717076	0.099709	-7.191664	0.0000
AR(24)	-0.302382	0.101222	-2.987315	0.0036
MA(1)	0.325765	0.091786	3.549199	0.0006
MA(4)	-0.356882	0.090307	-3.951898	0.0002
MA(5)	-0.431717	0.090741	-4.757684	0.0000

GRÁFICA No. 5
PRONÓSTICOS CON MODELO ARIMA No. 4



En agosto de 2001 la tasa del Impuesto al Valor Agregado - IVA - (impuesto sobre ventas), fue incrementada del 10 al 12%. Esto significó un cambio estructural temporal en la serie de la variación interanual del IPC. Este fenómeno se registró en el modelo ARIMA No. 5 en la forma de la variable dicótoma "IVA".

MODELO ARIMA No. 5

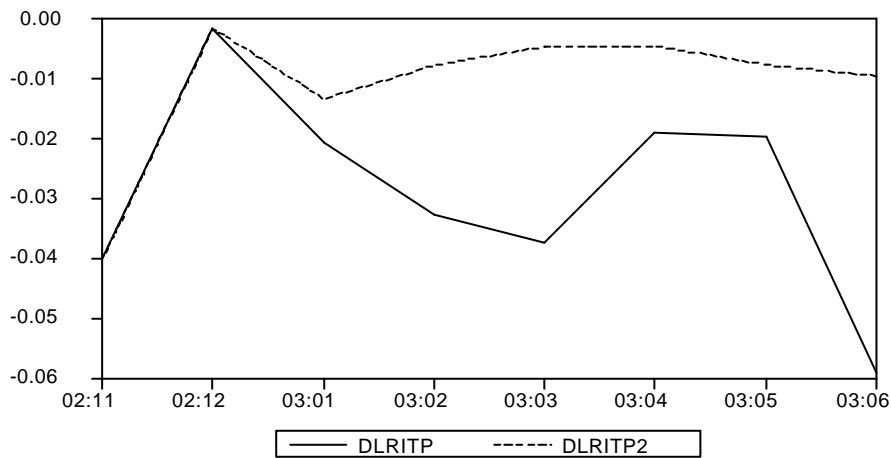
Dependent Variable: DLRITP

Sample(adjusted): 1995:02 2002:07

Included observations: 90 after adjusting endpoints

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-0.008205	0.005076	-1.616351	0.1098
IVA	0.054707	0.027807	1.967401	0.0525
AR(3)	-0.140052	0.081695	-1.714336	0.0902
AR(12)	-0.765271	0.100246	-7.633938	0.0000
AR(24)	-0.374428	0.105134	-3.561443	0.0006
MA(1)	0.257044	0.106042	2.423981	0.0175
MA(4)	-0.153825	0.107063	-1.436777	0.1545

GRÁFICA No. 6
PRONÓSTICOS CON MODELO ARIMA No. 5



Finalmente, se estimó un modelo ARIMA ignorando los cambios estructurales.

MODELO ARIMA No. 6

Dependent Variable: DLRITP

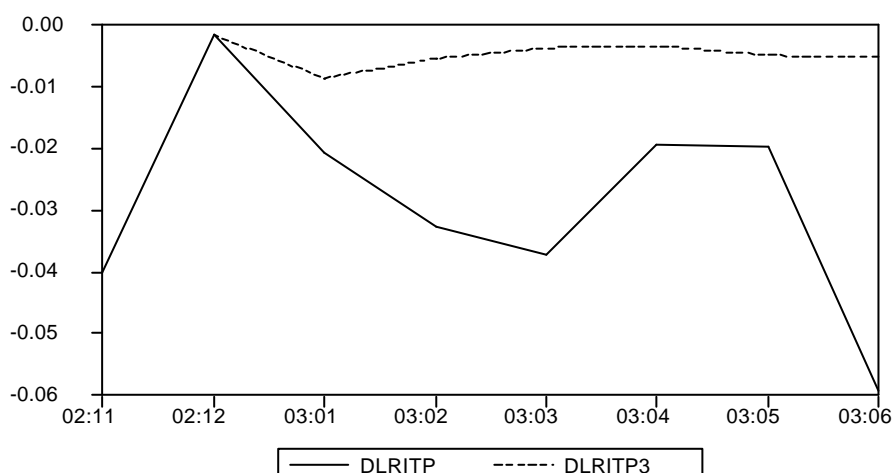
Sample: 1995:02 2002:12

Included observations: 95

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-0.005230	0.004996	-1.046826	0.2980
AR(3)	-0.122131	0.079751	-1.531403	0.1292
AR(12)	-0.757645	0.098514	-7.690724	0.0000
AR(24)	-0.337636	0.100974	-3.343798	0.0012
MA(1)	0.305462	0.101573	3.007306	0.0034
MA(4)	-0.118623	0.101592	-1.167635	0.2461

GRÁFICA No. 7

PRONÓSTICOS CON MODELO ARIMA No. 6



De acuerdo a la inspección gráfica de los pronósticos de los modelos de este apartado, se observa que en general pronostican bien la tendencia del primer período pero luego tienden a sobreestimar el pronóstico.

3. Modelos de Vectores Autorregresivos - VAR -

Modelos de vectores autorregresivos - VAR - estimados para pronosticar la inflación en el corto plazo. Las variables incluidas fueron aquellas identificadas por Valle (2002) como las mejores pronosticadoras de la inflación. En el presente estudio, la variable a ser pronosticada es el IPC.

Considerando que ésta es I(1) y que fue transformada en logaritmos previamente a su diferenciación, entonces los pronósticos constituirán tasas de variación intermensuales del IPC. En ese sentido se estimaron seis modelos VAR diferentes para evaluar sus capacidades predictivas. Estos modelos fueron:

Modelo No.	Variables	Rezagos
1	IPC, ¹ IMAE ² , PETRÓLEO ³	2
2	IPC, IMAE, ER ⁴ , EMISIÓN ⁵ , TIP ⁶ , PPETROLEO	1
3	IPC, IMAE, ER, BASE ⁷ , PPETROLEO	2
4	IPC, IMAE, TIP	2
5	IPC, IMAE, TIP	2
6	IPC, IMAE, EMISIÓN, TIP	2

Se trabajó con información mensual y comprende el período de 1993 a 2002, con el objeto de pronosticar posteriormente los primeros seis meses de 2003 y, de esta manera, llevar a cabo una evaluación de pronósticos fuera de la muestra. Todas las variables son I(1), por lo que fueron diferenciadas para ser incluidas en el VAR. Previo a su diferenciación fueron transformadas en logaritmos para poder ser interpretadas como tasas de variación intermensuales. El número de rezagos en el VAR se determinó utilizando el criterio de Schwartz.

3.1 Resultados de los pronósticos con modelos VAR

En las siguientes gráficas se presentan los pronósticos obtenidos con los seis diferentes modelos. Estos resultados serán evaluados en detalle en el apartado número 4.

¹ Índice de Precios al Consumidor

² Índice Mensual de Actividad Económica (producción)

³ Precio internacional de petróleo

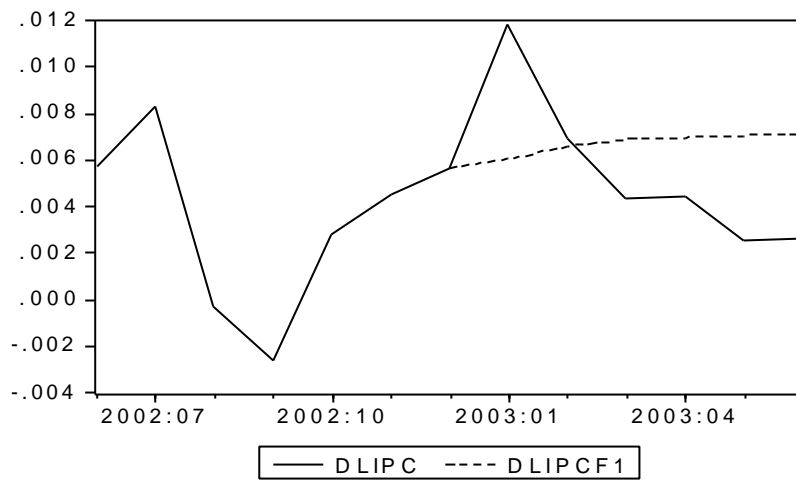
⁴ Tipo de cambio nominal

⁵ Emisión monetaria (numerario en circulación más caja de los bancos)

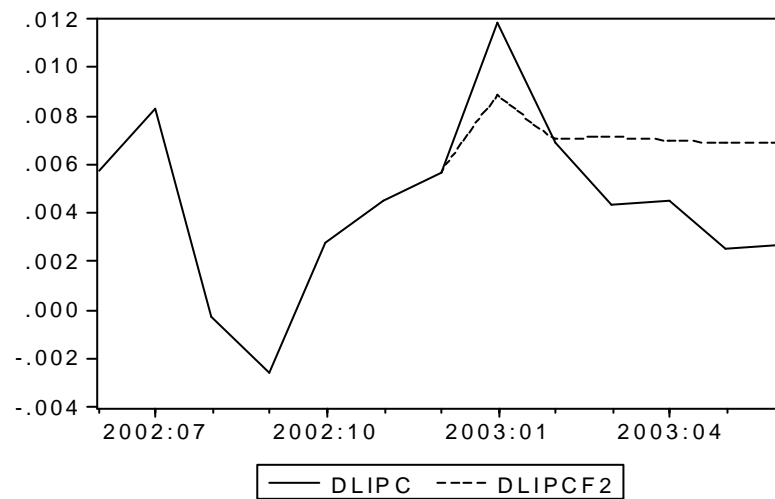
⁶ Tasa de interés en depósitos a plazo

⁷ Base monetaria

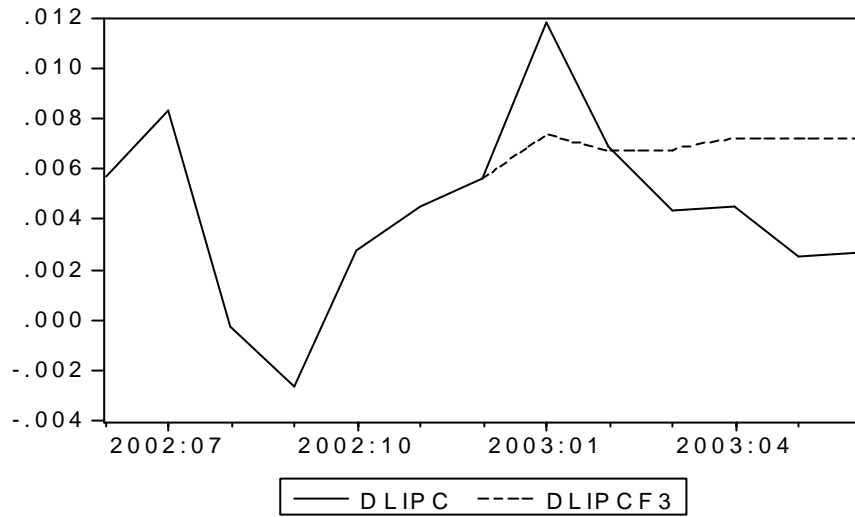
GRÁFICA No. 8
PRONÓSTICOS CON MODELO VAR No. 1



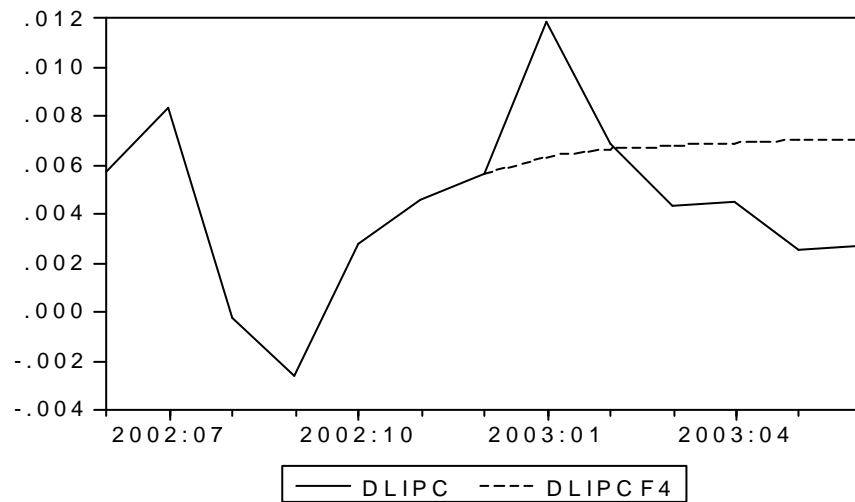
GRÁFICA No. 9
PRONÓSTICOS CON MODELO VAR No. 2



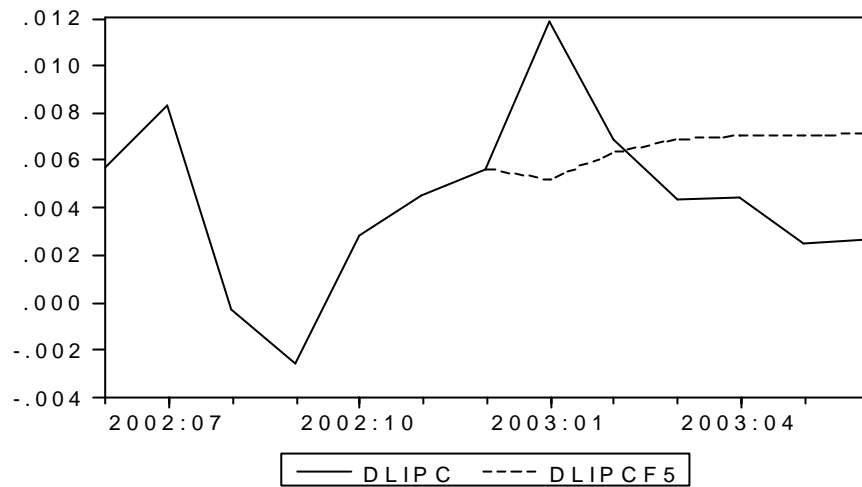
GRÁFICA No. 10
PRONÓSTICOS CON MODELO VAR No. 3



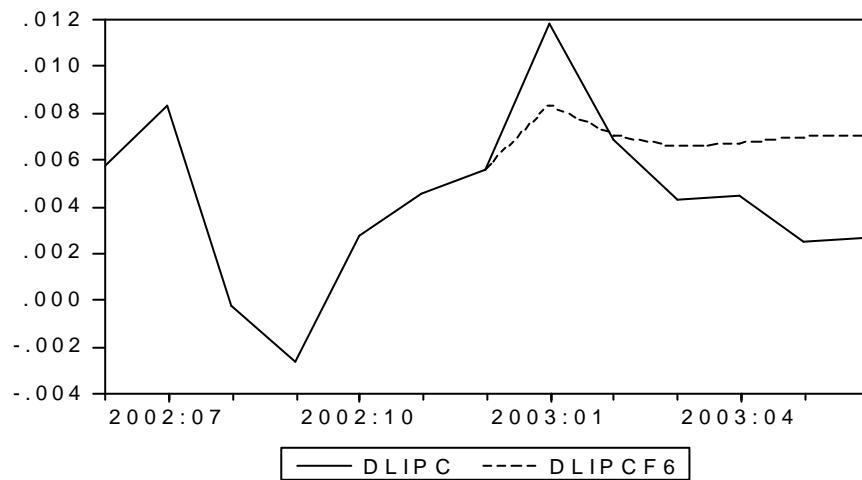
GRÁFICA No. 11
PRONÓSTICOS CON MODELO VAR No. 4



GRÁFICA No. 12
PRONÓSTICOS CON MODELO VAR No. 5



GRÁFICA No. 13
PRONÓSTICOS CON MODELO VAR No. 6



De acuerdo a la inspección gráfica de los pronósticos con modelos VAR, los modelos que mejor pronostican la evolución del IPC son los que corresponden a los números 2, 3 y 6. Es interesante destacar que éstos son también los modelos que incluyen un mayor número de variables. Además, pareciera ser que a lo sumo se deben pronosticar de dos a tres períodos. La evaluación de estos resultados con pruebas estadísticas se presenta en la siguiente sección.

4. Evaluación de los pronósticos

En esta sección se contrastan los resultados de los diferentes modelos de pronóstico presentados anteriormente. La evaluación de los modelos es con base a pronósticos fuera de la muestra. Es decir, los modelos se estimaron con información hasta diciembre de 2002 y se generaron pronósticos de enero a junio de 2003. El principal objetivo es evaluar tanto el poder como el horizonte de pronóstico de cada modelo, y para ello se hace uso de pruebas estadísticas especialmente diseñadas para ese propósito. Estas pruebas se describen a continuación.

a) Raíz del Error Cuadrático Medio

$$\sqrt{\sum_{t=T+1}^{T+h} (\hat{y}_t - y_t)^2 / h}$$

Este estadístico de error de pronóstico depende de la escala de la variable dependiente, por consiguiente se debe utilizar como una medida relativa para comparar pronósticos de la misma serie entre diferentes modelos. Entre menor sea este valor, mayor será la habilidad pronosticadora del modelo.

b) Error Porcentual Absoluto Medio

$$100 \sum_{t=T+1}^{T+h} \left| \frac{\hat{y}_t - y_t}{y_t} \right| / h$$

El error porcentual absoluto medio es una medida proporcional que no depende de la escala. Éste ilustra el error de pronóstico en términos porcentuales. Esto significa que es un estadístico que permite contrastar más ampliamente diferentes modelos de pronóstico.

c) Coeficiente de Desigualdad de Theil

$$\frac{\sqrt{\sum_{t=T+1}^{T+h} (\hat{y}_t - y_t)^2 / h}}{\sqrt{\sum_{t=T+1}^{T+h} \hat{y}_t^2 / h + \sum_{t=T+1}^{T+h} y_t^2 / h}}$$

El coeficiente de desigualdad de Theil es un valor comprendido entre cero y uno, en donde cero indica un pronóstico perfecto.

d) Proporción de Sesgo

$$\frac{((\sum \hat{y}_t / h) - \bar{y})^2}{\sum (\hat{y}_t - y_t)^2 / h}$$

La proporción de sesgo indica cuan lejos la media de los pronósticos está de la media de los valores observados.

e) Proporción de Varianza

$$\frac{(s_{\hat{y}} - s_y)^2}{\sum (\hat{y}_t - y_t)^2 / h}$$

La proporción de varianza mide cuan lejos la variación de los pronósticos está de la variación de los valores observados.

La aplicación de cada una de estas pruebas se hizo en forma iterativa agregando un período a la vez. Es decir, en lugar de obtener los estadísticos para los seis meses en forma conjunta, primero se hizo para enero, luego para enero y febrero, enseguida para enero, febrero y marzo, y así sucesivamente. De esta forma se puede hacer una evaluación más objetiva sobre el poder y horizonte de pronóstico de cada modelo.

4.1 Pronóstico de la tasa de variación intermensual del IPC

4.1.1 Raíz del Error Cuadrático Medio - RECM -

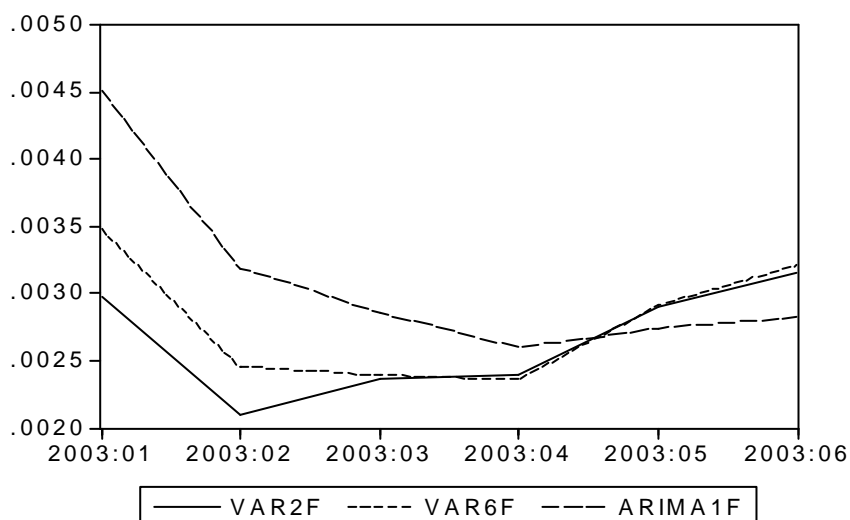
PERIODO	VAR1	VAR2	VAR3	VAR4	VAR5	VAR6	ES	ARIMA1	ARIMA2	ARIMA3
1	0.00581	0.00297	0.00448	0.00552	0.00668	0.00348	0.00615	0.00451	0.00693	0.00667
2	0.00411	0.00210	0.00317	0.00391	0.00474	0.00246	0.00462	0.00319	0.00494	0.00479
3	0.00366	0.00236	0.00295	0.00349	0.00415	0.00239	0.00378	0.00285	0.00414	0.00403
4	0.00341	0.00239	0.00290	0.00326	0.00381	0.00236	0.00327	0.00260	0.00368	0.00358
5	0.00366	0.00290	0.00334	0.00353	0.00397	0.00291	0.00307	0.00274	0.00371	0.00362
6	0.00380	0.00315	0.00357	0.00369	0.00405	0.00321	0.00291	0.00282	0.00362	0.00358

En donde ES = suavizamiento exponencial

Se puede apreciar que el modelo que produce los mejores pronósticos, de acuerdo a este criterio, es el VAR2. Sin embargo, al parecer su horizonte de pronóstico es de dos o, a lo sumo, tres meses, ya que a partir de allí el estadístico empieza a crecer. Para los pronósticos de cinco y seis meses el modelo ARIMA presenta el menor RECM.

En la gráfica No. 14 se ilustra la capacidad y el horizonte de pronóstico de estos tres modelos.

GRÁFICA No. 14
RAÍZ DEL ERROR CUADRÁTICO MEDIO
PRONÓSTICOS DE LA TASA DE VARIACIÓN INTERMENSUAL



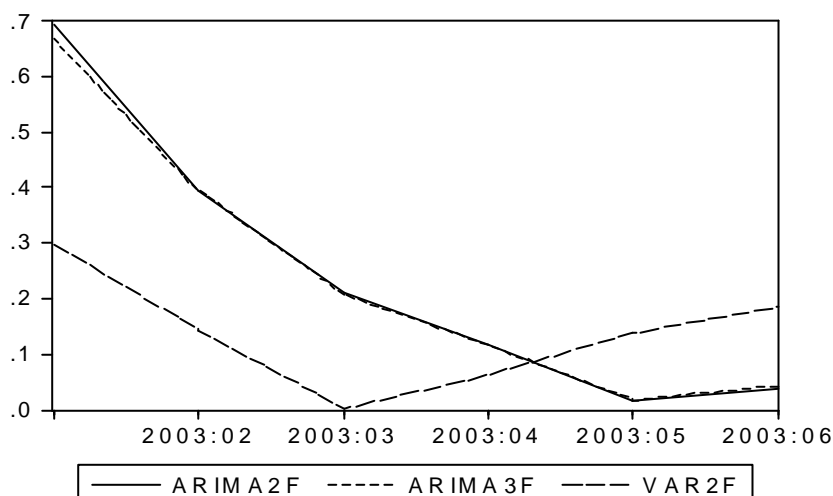
4.1.2 Error Porcentual Absoluto Medio

PERIODO	VAR1	VAR2	VAR3	VAR4	VAR5	VAR6	ES	ARIMA1	ARIMA2	ARIMA3
1	0.58060	0.29680	0.44765	0.55191	0.66834	0.34789	0.61450	0.45121	0.69276	0.66690
2	0.30624	0.14086	0.23419	0.28811	0.36250	0.16558	0.41806	0.23687	0.39409	0.39292
3	0.11949	0.00055	0.07384	0.11032	0.15606	0.03577	0.26745	0.09116	0.20937	0.20678
4	0.02693	0.06174	0.01303	0.02216	0.05315	0.02991	0.19642	0.02759	0.11639	0.11448
5	0.06893	0.13704	0.10482	0.07179	0.04822	0.11354	0.11532	0.04261	0.01641	0.01579
6	0.13109	0.18399	0.16271	0.13295	0.11431	0.16817	0.06429	0.08897	0.03871	0.04306

Estos resultados confirman el poder predictivo del modelo VAR2 para los primeros tres meses. Sin embargo para un horizonte más largo, de 3 a 6 meses, los modelos ARIMA2 y ARIMA3 tienen un mejor desempeño. Lo anterior se evidencia en la gráfica 15.

En adición es importante destacar el bajo porcentaje de error medio que presentan todos los pronósticos (menos del 1%).

GRÁFICA No. 15
ERROR PORCENTUAL ABSOLUTO MEDIO
PRONÓSTICOS DE LA TASA DE VARIACIÓN INTERMENSUAL



4.1.3 Coeficiente de Desigualdad de Theil

PERIODO	VAR1	VAR2	VAR3	VAR4	VAR5	VAR6	ES	ARIMA1	ARIMA2	ARIMA3
1	0.3246	0.1432	0.2329	0.3037	0.3929	0.1721	0.3502	0.2352	0.4132	0.3917
2	0.2570	0.1187	0.1895	0.2415	0.3067	0.1413	0.3100	0.1913	0.3266	0.3165
3	0.2477	0.1472	0.1938	0.2346	0.2868	0.1526	0.2834	0.1892	0.2979	0.2893
4	0.2413	0.1587	0.1996	0.2296	0.2740	0.1602	0.2626	0.1840	0.2775	0.2699
5	0.2707	0.2037	0.2410	0.2608	0.2972	0.2081	0.2627	0.2064	0.2925	0.2857
6	0.2900	0.2309	0.2662	0.2815	0.3128	0.2382	0.2611	0.2226	0.2974	0.2933

El coeficiente de desigualdad de Theil indica que los mejores pronósticos son los del modelo VAR2, por presentar los valores más cercanos a cero.

4.1.4 Proporción de Sesgo

PERIODO	VAR1	VAR2	VAR3	VAR4	VAR5	VAR6	ES	ARIMA1	ARIMA2	ARIMA3
1	4.42E-04	1.62E-04	3.00E-04	4.10E-04	5.46E-04	2.05E-04	4.82E-04	3.03E-04	5.77E-04	5.45E-04
2	1.46E-04	4.33E-05	9.74E-05	1.33E-04	1.91E-04	5.52E-05	2.57E-04	9.93E-05	2.21E-04	2.23E-04
3	2.36E-05	6.19E-10	1.00E-05	2.06E-05	3.78E-05	2.62E-06	1.16E-04	1.56E-05	6.81E-05	6.74E-05
4	1.24E-06	7.80E-06	3.15E-07	8.61E-07	4.58E-06	1.84E-06	6.75E-05	1.49E-06	2.23E-05	2.19E-05
5	7.85E-06	3.49E-05	1.90E-05	8.67E-06	3.69E-06	2.39E-05	2.40E-05	3.47E-06	4.42E-07	4.14E-07
6	2.79E-05	6.03E-05	4.43E-05	2.91E-05	2.05E-05	4.99E-05	7.66E-06	1.49E-05	2.49E-06	3.10E-06

Puede observarse que, en general, los valores son muy pequeños. Esto indica que la media de los pronósticos, a grosso modo, difiere poco de la media observada. No obstante, vuelve a destacar el modelo VAR2 con los mejores resultados; de nuevo, los modelos ARIMA destacan como mejores instrumentos de pronósticos para plazos un poco más largos, en relación con los modelos VAR.

4.1.5 Proporción de Varianza

PERIODO	VAR1	VAR2	VAR3	VAR4	VAR5	VAR6	ES	ARIMA1	ARIMA2	ARIMA3
1										
2	1.287E-04	8.927E-05	1.362E-04	1.449E-04	8.828E-05	1.127E-04	9.846E-05	1.368E-04	9.338E-05	1.205E-04
3	1.820E-04	1.696E-04	2.123E-04	2.077E-04	1.266E-04	1.685E-04	1.534E-04	1.940E-04	1.501E-04	1.697E-04
4	1.590E-04	1.383E-04	1.869E-04	1.817E-04	1.109E-04	1.486E-04	1.456E-04	1.657E-04	1.381E-04	1.527E-04
5	1.763E-04	1.572E-04	2.038E-04	1.978E-04	1.288E-04	1.732E-04	1.725E-04	1.779E-04	1.556E-04	1.693E-04
6	1.597E-04	1.379E-04	1.805E-04	1.765E-04	1.200E-04	1.525E-04	1.700E-04	1.633E-04	1.499E-04	1.608E-04

El modelo que exhibe menor diferencia en sus variaciones con respecto a los datos observados es el VAR5. No obstante, a juzgar por la gráfica número 12, este modelo no puede considerarse como un buen pronosticador. Se debe entonces, para este caso particular, desestimar este criterio como calificador de pronósticos.

En suma, se puede concluir entonces que el mejor modelo para pronosticar la tasa de variación intermensual del IPC es el VAR4. Sin embargo, el horizonte de pronóstico de este modelo debe ser a lo sumo de tres meses, dado que para pronósticos que rebasen este horizonte de tiempo es preferible emplear alguno de los modelos ARIMA.

4.2 Pronósticos de la tasa de variación interanual del IPC

4.2.1 Raíz del Error Cuadrático Medio - RECM -

PERIODO	ES	ARIMA4	ARIMA5	ARIMA6
1	0.11968887	0.00839	0.00737727	0.01213
2	0.09075128	0.01667	0.01842457	0.02120
3	0.07409865	0.02071	0.02410369	0.02603
4	0.06417614	0.01842	0.02211411	0.02390
5	0.06051937	0.01694	0.02047283	0.02237
6	0.05698842	0.02526	0.02757602	0.03010

Este criterio indica que el mejor modelo para pronosticar la variación interanual del IPC es el ARIMA 4, el cual es el modelo que toma en cuenta el cambio estructural por el cambio de base del IPC. Estos resultado no son comparables con los modelos de la sección 4.1.1 debido a tener escala diferente.

4.2.2 Error Porcentual Absoluto Medio

PERIODO	ES	ARIMA4	ARIMA5	ARIMA6
1	11.9689	0.8387	0.7377	1.2132
2	8.3008	1.5211	1.6184	1.9772
3	5.5503	1.9151	2.1662	2.4407
4	4.1234	1.6461	1.9897	2.2272
5	2.4411	1.4938	1.8280	2.0761
6	1.4634	2.0600	2.3511	2.6328

El modelo ARIMA4 presenta un menor porcentaje de error en general, con valores que oscilan entre 0.8 y 2%. Estos resultados sí son comparables con los del inciso 4.1.2, y es posible determinar que los pronósticos de la tasa de variación del IPC presentan menos error que los de la variación interanual.

4.2.3 Coeficiente de Desigualdad de Theil

PERIODO	ES	ARIMA4	ARIMA5	ARIMA6
1	0.7425	0.2533	0.2162	0.4131
2	0.6417	0.4272	0.4800	0.6122
3	0.5849	0.4898	0.5960	0.6972
4	0.5738	0.4641	0.5975	0.6978
5	0.5920	0.4452	0.5795	0.6873
6	0.5482	0.5553	0.6400	0.7523

Los resultados de este coeficiente confirman al modelo ARIMA4 como generador de buenos pronósticos. El valor de este coeficiente no depende de la escala de las variables involucradas, por consiguiente es comparable con los coeficientes de la sección 4.1.3, los cuales son menores a éstos. Es posible concluir de nuevo que al modelar directamente el IPC (en primera diferencia), se pueden obtener mejores pronósticos que al trabajar sobre la tasa de variación interanual.

4.2.4 Proporción de sesgo

PERIODO	ES	ARIMA4	ARIMA5	ARIMA6
1	0.0414	0.0008	0.0006	0.0013
2	0.0229	0.0018	0.0019	0.0027
3	0.0113	0.0025	0.0030	0.0037
4	0.0067	0.0020	0.0027	0.0032
5	0.0024	0.0017	0.0023	0.0029
6	0.0009	0.0027	0.0033	0.0040

Estos resultados indican que la media de pronóstico más cercana a la media observada es la del modelo ARIMA4. Por consiguiente, en función de este criterio, este es el modelo que produce pronósticos con menos sesgo.

4.2.5 Proporción de varianza

PERIODO	ES	ARIMA4	ARIMA5	ARIMA6
1				
2	0.00351045	0.00059	0.0002433	0.00035
3	0.00615003	0.00044	0.0001299	0.00025
4	0.00752922	0.00045	0.00015021	0.00026
5	0.01147857	0.00044	0.00016524	0.00027
6	0.00689967	0.00169	0.00106034	0.00126

El modelo ARIMA5 es el que genera pronósticos cuya variación se aproxima más a la de los datos observados.

En conclusión se puede afirmar que, de los modelos estimados y estudiados, el modelo que genera mejores pronósticos de la tasa de variación interanual del IPC es el modelo ARIMA4. Sin embargo estos pronósticos no son mejores que los generados por el modelo VAR2 para la variación intermensual del IPC.

Conclusiones

- a) De acuerdo a los criterios estadísticos de evaluación de pronósticos empleados en el trabajo, el mejor modelo para pronosticar la tasa de variación intermensual del IPC es el VAR2. Los pronósticos generados por estos modelos produjeron un menor error de pronóstico (de acuerdo a la raíz del error cuadrático medio, menor error porcentual absoluto medio y menor coeficiente de desigualdad de Theil) y menor proporción de sesgo.
- b) El horizonte de pronóstico del modelo VAR2 es de 1 a 3 meses como máximo. Para pronósticos de la tasa de variación intermensual del IPC entre 4 y 6 meses, es mejor emplear alguno de los modelos ARIMA desarrollados. Sin embargo, no hay que perder de vista que el poder predictivo de estos modelos (ARIMA y VAR) es función negativa del número de períodos pronosticados. Por consiguiente se recomienda pronosticar con ellos uno o dos meses. En el presente trabajo se realizaron pronósticos de hasta seis meses con el único propósito de evaluar el horizonte predictivo de cada modelo.
- c) Los modelos VAR con un mayor número de variables probaron generar mejores pronósticos que aquellos modelos más parsimoniosos.
- d) Los modelos ARIMA desarrollados para pronosticar la variación intermensual del IPC (es decir, aquellos modelos en los que el punto de partida fue propiamente el índice), no incluyen ninguna variable de intervención, como es el caso de los modelos para pronosticar la variación interanual. Esto se debe a que ni la variable de intervención por el cambio de base del IPC ni el incremento en el IVA, probaron ser estadísticamente significativos para esta serie.
- e) Tanto los modelos ARIMA como los modelos VAR, probaron ser mejores pronosticadores de la inflación en Guatemala que el modelo de suavizamiento exponencial que actualmente usa el BANGUAT. Lo anterior es válido tanto para el pronóstico de la variación intermensual como el pronóstico de la variación interanual.
- f) Considerando los criterios de minimización del error de pronóstico y de insesgadez, el mejor modelo para pronosticar la tasa de variación interanual del IPC es el ARIMA4. Este modelo incluye una variable de intervención por el cambio de base del IPC.
- g) De acuerdo a los diversos estadísticos de evaluación de pronósticos adoptados en el trabajo, los pronósticos de la variación intermensual del IPC probaron ser mejores que los generados por los modelos trabajados sobre la tasa de variación interanual. Por consiguiente, para pronosticar la inflación en Guatemala es mejor pronosticar la tasa de variación intermensual del IPC, mediante la cual se puede entonces obtener el propio índice pronosticado y, si así se desea, la tasa de variación interanual.
- h) Las conclusiones anteriores indican que se cumplió con los objetivos planteados al inicio del trabajo. Es decir que, mediante este estudio, se ha contribuido al conocimiento del pronóstico de la inflación en Guatemala en el corto plazo y se ha aportado información importante que ayuda a dar respuesta a las siguientes interrogantes: ¿qué serie

pronosticar? ¿qué tipo de modelo utilizar? ¿cuántos periodos se deben pronosticar con estos modelos?

Referencias

- Diebold, Francis, "Elementos de Pronósticos", International Thomson Editores, México, 1999.
- Enders, Walter, "Applied Econometric Time Series", John Wiley & Sons, Inc., NewYork, 1995.
- Greene, William H. "Análisis Económico", tercera edición, Prentice Hall, Madrid, 1999.
- Guerrero, Víctor M., "Análisis Estadístico de Series de Tiempo Económicas", Colección CBI, México, 1991.
- Hanke, John E. y Arthur G. Reitsch, "Pronósticos en los negocios", Prentice Hall, México, 1996.
- Kennedy, Peter, "A Guide to Econometrics", tirad edition, The MIT Press, Cambridge, Massachusetts, 1994.
- Martín, Guillermina, José María Labeaga y Francisco Mochón, "Introducción a la Econometría", Prentice Hall, Madrid, 1997.
- Pindyck, Robert S. y Daniel L. Rubinfeld, "Econometría: Modelos y Pronósticos", cuarta edición, McGraw Hill, México, 2000.
- Valle S., Héctor A., "Inflation Forecast with ARIMA and Vector Autoregressive Models in Guatemala", Guatemala, May 2002.