



BANCO DE GUATEMALA

Documentos de Trabajo

CENTRAL BANK OF GUATEMALA

Working Papers

No. 76

**PRONÓSTICOS DE INFLACIÓN CON MODELOS
ARIMA Y MODELOS DE VECTORES
AUTORREGRESIVOS EN GUATEMALA**

Año 2003

Autor:

Héctor Augusto Valle Samayoa*

*Departamento de Investigaciones Económicas
Banco de Guatemala





BANCO DE GUATEMALA

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

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

*****©*****

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

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

Pronósticos de inflación con Modelos ARIMA y Modelos de Vectores Autorregresivos en Guatemala*

Héctor Augusto Valle Samayoa**

Resumen

Este artículo tiene dos objetivos: uno, pronosticar la inflación; y el otro, identificar un conjunto de variables a las que el Banco de Guatemala debería dar seguimiento para alcanzar su meta de inflación. Los Modelos VAR son utilizados para identificar a este conjunto de variables. A fin de lograrlo, esta clase de modelos son utilizados sólo como instrumentos de pronóstico, ignorando cualquier interpretación estructural o teórica de ellos. Las variables incluidas en los Modelos VAR son aquellas que intuitivamente contienen alguna información acerca de la inflación y por lo tanto podrían ser buenas pronosticadoras de ésta. Los modelos son estimados con diferente número de variables y diferentes definiciones de ellas. El conjunto de variables en el modelo que demuestra ser el mejor pronosticador de la inflación, es el conjunto de variables a las que el Banco de Guatemala debería prestarles mayor atención al darles seguimiento. Los Modelos ARIMA están contruidos como referencia. La idea es determinar si las variables incluidas en los Modelos VAR poseen mejor información para pronosticar la inflación que la información contenida en el comportamiento pasado de la serie.

Como resultado de la adopción de un nuevo IPC (Índice de Precios al Consumidor) se produjo un cambio estructural

en la serie de la inflación. Esto proporciona la oportunidad para poner a prueba la capacidad de pronóstico de los Modelos VAR y ARIMA en el contexto del análisis de intervención. Finalmente, el año 2002 es pronosticado con los mejores modelos y los resultados son juzgados bajo el criterio de plausibilidad, considerando el desenvolvimiento reciente de las series.

Introducción

Mantener tasas de inflación bajas y estables es el objetivo primario de los bancos centrales alrededor del mundo. Los agentes económicos, tanto privados como públicos, siguen de cerca la evolución de los precios en la economía, a fin de tomar decisiones que les permitan optimizar el uso de sus recursos. En este contexto, es muy importante pronosticar la inflación. Varios bancos centrales han adoptado un Esquema de Metas de Inflación para llevar a cabo su política monetaria. Dentro de este esquema la meta de inflación es el ancla nominal y lo por tanto el pronosticar la inflación juega un papel clave. Aun cuando la meta de inflación usualmente se origina de un consenso entre las diferentes instituciones gubernamentales, la misma también debería tener validez estadística. Por lo tanto, los bancos centrales deben tener buenos modelos para

* Las opiniones presentadas en este artículo pertenecen exclusivamente a su autor y no necesariamente representan la posición oficial del Banco de Guatemala. Noviembre 2002, Departamento de Investigaciones Económicas del Banco de Guatemala.

** Experto IV del Departamento de Investigaciones Económicas del Banco de Guatemala. El autor agradece a Juan Carlos Castañeda, Víctor Manuel Guerrero, Erick Roberto Vaides y Lorena Ramírez Orellana por sus comentarios, sugerencias y valiosa ayuda.

pronosticar la inflación. Existe la posibilidad que el Banco de Guatemala adopte un régimen de metas de inflación en un futuro cercano y la necesidad de los pronósticos de inflación será prioritaria para el Banco a fin de tener éxito en la aplicación de esta política. Para este propósito, se emplean Modelos de Vectores Autorregresivos (VAR). Las variables incluidas en los modelos son variables que, intuitivamente, contienen información acerca de la inflación tal como las tasas de interés, los agregados monetarios, tipos de cambio, producción, etcétera.

Muchas posibles combinaciones de estas variables son puestas a prueba en los Modelos VAR. El grupo de variables que mejor pronostique la inflación debe ser el grupo de variables que el Banco de Guatemala debe seguir de cerca para conducir su política monetaria.

Se construyeron Modelos ARIMA para inflación, pues son bien conocidos por su simpleza, robustez y parsimonia para proporcionar buenos resultados. La idea es determinar si las variables incluidas en los Modelos VAR poseen más información para pronosticar inflación que la información contenida en el comportamiento pasado de la serie de inflación. A fin de evaluar los pronósticos y clasificarlos, se llevó a cabo una evaluación de pronóstico afuera de la muestra. El criterio para establecer la bondad del ajuste del pronóstico de inflación es la raíz del error cuadrático medio (RMSE) de los errores de pronóstico, que indica lo cerca que está el pronóstico de la inflación observada.

La base del Índice de Precios al Consumidor fue marzo-abril de 1983 hasta 2001, fecha cuando se adoptó un nuevo IPC. La base de este nuevo IPC es diciembre de 2000 e incluye más artículos y nuevas ponderaciones. Se encontró que el nuevo IPC produjo un cambio estructural en la serie. Por lo tanto, se llevó a cabo un análisis de intervención para modelar el cambio estructural, lo cual proporciona una oportunidad para probar las capacidades de pronóstico de los modelos en este contexto.

En la primera parte del trabajo, la serie de inflación es examinada gráficamente para desarrollar alguna intuición general acerca de la estructura de la serie. Esta estructura determina la estrategia para modelar la serie. En la segunda parte se expone la metodología que será empleada en el

artículo. A continuación, el análisis de intervención es llevado a cabo. En la cuarta parte, se presentan los modelos y sus resultados para el período previo al cambio estructural (1993-2000). Por último, se presentan las conclusiones.

1. Análisis de la serie de la inflación

El primer paso para pronosticar una serie es la revisión de la estructura de los datos a ser pronosticados. En esta sección se desarrolla una evaluación general de la serie de la inflación, a fin de obtener alguna intuición acerca de si la serie es o no estacionaria, si tiene una tendencia o si muestra un patrón estacional. Para el logro de estos primeros pasos, la gráfica y la función de autocorrelación de la serie serán examinadas.

Es importante notar que de 1983 a 2000, la base del IPC era marzo-abril 1983. En la actualidad, el IPC ha cambiado de base y dicha nueva base es diciembre 2000. La nueva base fue hecha de acuerdo con la encuesta de ingresos y gastos familiares de 1999–2000, e incluye 422 artículos (la antigua base incluía 212). Considerando la gran brecha entre ambos años base y el hecho que el nuevo IPC posee más artículos y también distintas ponderaciones para cada artículo, puede haber un cambio estructural en la serie.

La medición de inflación utilizada en este trabajo es la tasa de cambio interanual en el Índice de Precios al Consumidor, la cual es presentada en la Gráfica 1.***

Observando con atención la Gráfica 1, se puede apreciar que la serie de la inflación muestra una tendencia y, consecuentemente, la serie no es estacionaria. Usando un poco la imaginación, es posible observar un cambio en la media de la serie para el período 1988–2000, y también para el período correspondiente que va del año 2000 en adelante, lo cual podría sugerir un cambio estructural en la serie que coincide con el nuevo año base (diciembre 2000). Sin embargo, estas deducciones previas tendrán que ser confirmadas por medio de pruebas estadísticas formales.

La función de autocorrelación, mostrada en la Gráfica 2, también es muy útil para proporcionar información acerca de las características de una serie cronológica.

*** Ver esta gráfica, así como el resto, al final de este documento.

La función de autocorrelación de la inflación es típica de un proceso no estacionario, donde la autocorrelación declina lentamente. Este comportamiento es el que se esperaba desde el análisis gráfico de los datos.

A fin de obtener más información acerca de la serie de la inflación, se calculó la función de autocorrelación en primeras diferencias (Gráfica 3).

Ahora se puede observar el caso de una variable estacionaria, que se caracteriza por pocas autocorrelaciones significativas; y a continuación una caída exponencial. Conforme a la presencia de una estructura significativa en los rezagos 4^{to} y 12^{avo}, se puede asimismo concluir que la serie presenta estacionalidad. De forma interesante, según la función de autocorrelación parcial, hay estructura significativa en el rezago 24^{to}.

En este punto, se puede concluir que la serie de la inflación no es estacionaria y podría ser integrada de orden uno (esta afirmación será confirmada mediante la Prueba de Dickey Fuller).

En adición, la serie presenta un patrón estacional y muestra la existencia de estructura a la altura del rezago 24. En conjunto, se aprecia que no es una serie fácil de ser modelada.

2. Método

2.1 Modelos VAR

Tal como se señaló anteriormente, uno de los objetivos de este trabajo es pronosticar la inflación utilizando modelos multivariados para identificar las variables a las cuales el Banco de Guatemala debe dar seguimiento a fin de alcanzar sus metas de inflación propuestas. Los modelos univariados serán utilizados como referencia para comparar el desempeño de los modelos multivariados. Los Modelos de Vectores Autorregresivos son utilizados para construir los modelos multivariados. Estos Modelos VAR serán empleados solamente como instrumentos de pronóstico, lo cual significa que no se llevan a cabo consideraciones teóricas ni análisis estructural. En este sentido, los Modelos VAR ofrecen mucha flexibilidad en su construcción, pues en un principio fueron desarrollados con ese propósito.

En este contexto, las variables en los Modelos VAR, las cuales fueron incluidas sin ceñirse a ninguna teoría

económica, son aquéllas que intuitivamente contienen información acerca de la inflación y su papel en el modelo será sólo como predictores de tal variable. Las variables que prueben ser buenas pronosticadoras de la inflación permanecerán en el modelo, y el resto serán excluidas.

Las variables tomadas en cuenta para construir los Modelos VAR son, como ya se ha dicho, aquéllas que podrían contener información acerca de la inflación y consecuentemente podrían ser también buenas pronosticadoras de ella, a saber: producción, tasa de interés, tipo de cambio, dinero y precios del petróleo. Para algunas de estas variables existe más de una definición, tal como M1 y M2 para el dinero; por lo tanto las diferentes definiciones son incluidas alternativamente en los modelos. En virtud de ello, las variables a las que el Banco de Guatemala debería dar seguimiento estrechamente para llevar a cabo su política monetaria deberían ser aquéllas variables (y sus definiciones) incluidas en el modelo que demuestra empíricamente ser capaz de generar el mejor pronóstico de inflación.

Las variables y sus diferentes definiciones son presentadas en la Tabla 1.

2.2 Modelos ARIMA

Los Modelos ARIMA son modelos univariados que consisten en un polinomio autorregresivo, una variable que es integrada de orden (d) y un promedio móvil polinomial. Los Modelos ARIMA son bien conocidos por poseer cualidades tales como ser simples, robustos, parsimoniosos y por proporcionar buenos resultados. Los Modelos ARIMA para la serie de inflación son construidos con dos objetivos en mente: pronosticar la inflación y servir como referencia para otros pronósticos. La idea principal es determinar si las variables incluidas en los Modelos VAR poseen o no más información para pronosticar la inflación que la información contenida en el comportamiento pasado de la serie de la inflación, la cual es modelada con los Modelos ARIMA.

A fin de construir Modelos ARIMA, se siguen los pasos del Método de Box y Jenkins, esto es:

- a) Identificación
- b) Estimación
- c) Verificación

2.3 Criterio para establecer la clasificación de los diferentes pronósticos

El criterio para establecer la clasificación de los diferentes pronósticos es la Raíz del Error Cuadrático Medio (RECM):

$$RECM = \sqrt{\frac{\sum (Y_i - \hat{Y})^2}{n}}$$

La Raíz del Error Cuadrático Medio nos dice cuán cerca está la serie pronosticada a la serie original. Mientras más cercano sea el RECM a cero, el pronóstico es mejor.

Como se dijo antes, existe la posibilidad de cambio estructural en la serie de la inflación a partir de enero 2001. Esto nos proporciona la oportunidad para poner a prueba los diferentes modelos y sus capacidades de pronóstico en dos diferentes entornos, esto es: en periodos con cambio estructural en la serie y periodos sin dicho cambio.

Para el período sin cambio estructural, los modelos serán estimados con información de enero de 1993 a diciembre 2000, a partir de ahí, las series pronosticadas serán computadas desde enero a diciembre 2000. El RECM será entonces obtenido con esta información (las series observadas y pronosticadas de enero a diciembre 2000).

2.4 Análisis de intervención

Una intervención puede ser interpretada como la ocurrencia de un evento exógeno, el cual ejerce su influencia sobre la evolución histórica de una variable. Tal intervención podría ser un cambio en la política económica, tal como la puesta en práctica de un nuevo conjunto de políticas fiscales, fenómenos naturales, eventos políticos, etcétera.

Esta metodología proporciona el entorno para modelar el cambio estructural en la serie y se llevará a cabo de la siguiente manera:

a) En primer término, debe determinarse si existe o no evidencia estadística de un cambio estructural. Esto se hará por medio de la Prueba de Box y Tiao, la cual consiste en el estadístico C , como se muestra a continuación:

$$C = \sum_{h=1}^H e_{1-2+h}^2 (1) / \sigma_a^2$$

Donde:

σ_a^2 = varianza residual del modelo construido para el período previo (1993–2000 en este caso)

$t=I$ y $e_1(1), \dots, e_{t+H-2}(1)$ errores de predicción un período adelante.

La prueba tiene una distribución Chi cuadrado.

Si el modelo no representa a la serie hasta la observación $t=I+H-1$, el valor de C será grande (en relación con la distribución Chi cuadrado). Si esto sucede, significa que hay un cambio estructural en la serie y un modelo de intervención tendrá que ser construido.

b) Si hay evidencia estadística de cambio estructural, de acuerdo a la Prueba de Box y Tiao, una variable de intervención tiene que ser agregada al modelo. Por otra parte, si no hay evidencia de cambio estructural, entonces el modelo es aún bueno para representar y pronosticar la serie después de la ocurrencia del evento exógeno.

c) En el caso cuando hay un cambio estructural, la variable de intervención tiene que ser significativa en el modelo y por lo tanto ayudar a generar mejores pronósticos.

3. Resultados para el período 1993-2000

3.1 Resultados de los Modelos VAR

Como fue señalado previamente en este trabajo, los Modelos VAR son utilizados solamente como instrumentos de pronóstico e incluyen variables que podrían contener información acerca de la inflación y por lo tanto podrían contribuir a su pronóstico. Uno a la vez, fueron resueltos los Modelos VAR incluyendo un número diferente de variables y diferentes definiciones de ellas. Utilizando álgebra matricial, el sistema puede escribirse en la forma compacta:

$$x_t = A_0 + A_1 x_{t-1} + e_t$$

Todas las variables incluidas en los Modelos VAR deben ser estacionarias. Por ello, antes de su inclusión en los modelos, se verificó que las variables fueran estacionarias. La Prueba de Dickey–Fuller fue empleada en la búsqueda de raíces unitarias y se encontró que todas

las variables eran integradas de orden 1, $I(1)$. Esto significa que son estacionarias en primera diferencia.

Todos los Modelos VAR posibles fueron estimados considerando un número diferente de variables a través de sus distintas definiciones. Un total de 114 modelos y sus pronósticos correspondientes se obtuvieron en la primera etapa. Para determinar el valor de k , el cual representa el número de rezagos de las variables, se adoptó el Criterio de Schwarz. Este criterio fue elegido debido a sus propiedades asintóticas con muestras grandes.

De acuerdo con el criterio RECM, ni siquiera uno de los Modelos VAR estimados demostró pronosticar mejor que el modelo ARIMA. En un principio se pensó que el componente de media móvil del modelo ARIMA podría ser una ventaja para esta clase de modelos, en este caso particular. Sin embargo, después de un examen más minucioso se encontró que la mayoría de los Modelos VAR fueron especificados con dos y cuatro rezagos en tanto que la función de autocorrelación de la serie de la inflación mostró tener una estructura más larga (como fue indicado en la parte dos de este trabajo). Como se mostrará más adelante, el modelo ARIMA de la serie tiene coeficientes significativos en los rezagos 12 y 24 en la parte autorregresiva. Como resultado, otro enfoque para seleccionar la longitud del rezago fue adoptado.

Los Criterios de Schwarz y Akaike han sido criticados por penalizar el número de coeficientes en el modelo, sin tomar en cuenta cómo luce el modelo, Wickens (2002). Por lo tanto, se recomienda empezar con un modelo general, y entonces encontrar la máxima longitud del rezago mediante la comprobación de la significancia de los coeficientes usando pruebas- t estándar.

El resultado es usualmente un modelo con demasiados rezagos, mientras que se ha demostrado que para la mayoría de propósitos es mejor un modelo que tenga la menor cantidad posible de rezagos. Esto se puede lograr a base de tener un criterio de significancia muy estricto. Después que este nuevo enfoque fue definido, los modelos fueron estimados de nuevo, utilizando 12 y 18 rezagos. En esta ocasión, algunos de los Modelos VAR demostraron ser mejores predictores que los Modelos ARIMA, de acuerdo al criterio de la RECM. Los modelos con mejores resultados fueron escogidos y se muestran en la Tabla 2.

Conforme a estos resultados, el Banco de Guatemala debería dar seguimiento al Índice Mensual de Actividad Económica (IMAE) y a los precios internacionales del petróleo (PP). Sin embargo, se debe considerar que el Banco Central no ejerce ninguna influencia sobre estas variables y, por ello, las mismas no contribuyen con información relevante para los propósitos de política. El segundo modelo en la clasificación incluye el IMAE, el tipo de cambio (TC), la Emisión (EMI), la Tasa de Interés sobre Depósitos a Largo Plazo (TIDL) y PP. Esta información es más útil para la política monetaria porque el Banco de Guatemala puede ejercer influencia sobre algunas de estas variables, tales como el TC, EMI y TIDL.

3.2 Modelo ARIMA

Los Modelos ARIMA fueron construidos siguiendo la metodología de Box y Jenkins. De acuerdo a los resultados, el modelo que se ajusta mejor a la serie de inflación es mostrado en la Gráfica 4.

Los regresores estacionales y los rezagos largos reflejan la complejidad de la serie. El correlograma de los residuos también es mostrado en la Gráfica 5.

Los 12 meses del año 2000 fueron pronosticados con este modelo y la RECM obtenida fue 0.09039. Este valor es mayor que los resultados obtenidos mediante los mejores Modelos VAR, lo cual significa que el Modelo ARIMA no puede predecir la inflación mejor de lo que lo hace el mejor Modelo VAR.

En la siguiente sección, la capacidad de pronóstico de estos modelos será utilizada para modelar el cambio estructural.

4. Análisis de intervención

Como fue explicado anteriormente, el Índice de Precios al Consumidor cambió de base de marzo-abril de 1983 a diciembre 2000, hecho que podría haber significado un cambio estructural en la serie de inflación. A fin de determinar este aspecto, se aplicó la Prueba de Box y Tiao para cambio estructural. La hipótesis nula de no existencia de cambio estructural fue rechazada. En otras palabras, los resultados obtenidos mostraron la existencia de un cambio estructural de enero de 2001 en adelante.

Ahora el problema consiste en cómo definir la forma de la variable de intervención. En efecto, hay dos formas

distintas para concebir el cambio estructural: puede ser visto ya sea como un cambio permanente o como un cambio temporal. Un cambio permanente significaría que dado que el nuevo IPC tiene más artículos así como una muestra — y sus respectivas ponderaciones— más actualizada, la misma mostraría siempre tasas más altas de inflación. Por otra parte, un cambio temporal significa que durante el año 2001 los datos del cambio anual en el IPC están distorsionados por ser el cambio entre dos diferentes canastas de productos y servicios. Pero en el año 2002 ese efecto desaparecería porque el cambio corresponde a la misma canasta.

A fin de modelar el escenario del cambio permanente, la variable de intervención posee la siguiente forma: ceros para el período previo a la intervención (enero 1993 a diciembre 2000 y enero 2002 a la fecha) y unos después de la intervención (enero 2001 a abril 2002).

En el caso de un cambio temporal, el modelo de intervención está compuesto de ceros antes y después de la intervención (enero 1993 a diciembre 2000 y enero 2002 a la fecha). En tanto que para la intervención misma, son utilizados números unos (enero a diciembre 2001).

4.1 Modelo ARIMA con intervención

4.1.1 Cambio permanente

Este es el mismo modelo construido para el período 1993–2000 pero incluye ahora una variable de intervención para dar cuenta del cambio estructural (dum1). Esta vez la muestra ha sido expandida para incluir abril 2002. El modelo estimado y las series pronosticadas son presentadas en las Gráficas 6 y 7. Es importante indicar que la variable de intervención es estadísticamente significativa.

Además, es importante revisar la función de autorregresión de los residuos. Esta información puede ayudar a determinar si el modelo de cambio permanente es o no un mejor modelo que el modelo de cambio temporal. Los residuos del modelo sin intervención son mejores que aquéllos del modelo de cambio permanente y los modelos de cambio temporal. Sin embargo, es importante tomar en cuenta que los residuos de estos dos modelos corresponden a un período que presenta más dificultades para hacer pronósticos.

4.1.2 Cambio temporal

Esta vez la variable de intervención (dum2) incluida en el Modelo ARIMA original da cuenta del cambio temporal como se muestra en la Gráfica 9.

La variable de intervención es significativa, como lo es también en el Modelo de Cambio Permanente. Tal como puede verse en la Gráfica del Pronóstico (Gráfica 10), la Raíz del Error Cuadrático Medio (RECM) para el período completo, no es realmente diferente de la del modelo previo.

La revisión de los residuos del modelo no ayuda tampoco a encontrar una diferencia significativa entre ambos modelos.

4.2 Modelos VAR con intervención

Se utilizan los mejores Modelos VAR de pronóstico de inflación en el año 2000 para modelar el cambio estructural de enero de 2001. Para hacerlo se introduce en los modelos una variable de intervención. Las variables de intervención son las mismas que las empleadas en el modelo ARIMA. Alternativamente, una de ellas da razón por un cambio permanente; y la otra, por un cambio temporal. Los Modelos VAR son los seis modelos mostrados en la Tabla 2.

5. Pronósticos para el año 2002

El interés principal de los Funcionarios que toman decisiones en el Banco de Guatemala no está en la conducta histórica de las series de inflación sino en los pronósticos para el año 2002. En esta etapa es posible dar seguimiento, para propósitos de pronóstico, a los diferentes modelos desarrollados en este trabajo. A esta fecha, los últimos datos publicados del IPC son los de abril de 2002. Por lo tanto, la inflación es pronosticada de mayo a diciembre 2002.

5.1 Pronósticos con Modelos ARIMA

Los Modelos ARIMA especificados con intervención, tanto temporal como permanente y también aquéllos sin intervención, fueron corridos con datos hasta abril 2002. Se generó un pronóstico para el resto del año, y estos resultados pronosticados se muestran en la Gráfica 12:

Los resultados obtenidos son interesantes y cada uno de ellos refleja cómo fue construido el modelo. El Modelo de Cambio Permanente muestra una fuerte tendencia en el pronóstico. El Modelo de Cambio Temporal pronostica una

fuerte caída en mayo y junio porque, de acuerdo al modelo, el efecto de cambio de base del IPC debería haber finalizado desde enero (y el IPC debería haber registrado menores tasas de inflación desde ese mes en adelante).

Los pronósticos del modelo sin intervención son consistentes con las tasas de inflación registradas entre 1998 y 2000 (el período previo al cambio del IPC). Sin embargo, no es consistente con la historia reciente de la serie (el año anterior y los primeros cuatro meses de 2002). Este pronóstico es el menos probable.

5.2 Pronósticos con Modelos VAR

Los Modelos VAR con intervención que produjeron los mejores resultados fueron elegidos para pronosticar el año 2000. Los “mejores modelos” fueron seleccionados arbitrariamente de acuerdo a lo que parecían ser los resultados más plausibles. Debido a la falta de una parte de la información, los Modelos VAR fueron estimados utilizando datos hasta febrero 2002. Por lo tanto, la serie pronosticada va de marzo a diciembre 2002. Estos resultados son presentados en las Gráficas 13 y 14.

El modelo A incluye el IMAE, el tipo de cambio, la base monetaria, los precios internacionales del petróleo y una variable de intervención de cambio temporal. El modelo B incluye el IMAE, los precios internacionales del petróleo y una variable de intervención de cambio permanente.

El modelo A incluye el IMAE y el tipo de cambio. El modelo B incluye el IMAE, la EMISIÓN, y la tasa de interés de los depósitos (largo plazo). El modelo C incluye el IMAE, la tasa de interés de los depósitos (largo plazo). En los modelos no se incluyó ninguna variable de intervención.

De acuerdo con el desarrollo histórico de la serie, los resultados del modelo C podrían ser los más plausibles.

La meta de inflación de este año se ubica entre cuatro y seis por ciento; conforme a estos resultados, el Banco de Guatemala no podrá alcanzar su meta.

6. Conclusiones

1. Existe un cambio estructural en la serie de la inflación en enero 2001, cuando un nuevo IPC, con más artículos,

ponderaciones actualizadas y una nueva base, fue adoptado.

2. De acuerdo con la evidencia estadística, los Modelos VAR pueden producir mejores pronósticos de inflación en el período previo a la ocurrencia del cambio estructural.
3. Basado en su capacidad de pronosticar la inflación, el Banco de Guatemala debería dar seguimiento a las variables siguientes: el Índice Mensual de Actividad Económica, el tipo de cambio, la emisión, la tasa de interés de depósitos a largo plazo y los precios internacionales del petróleo. Para propósitos de política, entre estas variables hay algunas que pueden ser influenciadas por el banco central. Sin embargo, para propósitos exclusivamente de pronóstico, un modelo que incluye sólo el Índice Mensual de Actividad Económica y los precios internacionales del petróleo es el mejor pronosticador.
4. Los Modelos ARIMA parecen generar mejores resultados para el período del cambio estructural. Los pronósticos se comportan en concordancia con lo que fue modelado. Estos pronósticos poseen menor varianza y lucen más plausibles que aquéllos producidos con Modelos VAR.
5. La longitud del rezago de los regresores en los Modelos VAR no necesariamente tiene que ser determinada por las Pruebas de Schwarz o Akaike. El seguir la prueba de significancia del t-estadístico para cada regresor demostró dar mejores resultados.
6. De acuerdo con las capacidades predictivas de los Modelos VAR especificados para el período previo al cambio estructural, el potencial predictivo de estos modelos podría también ser mejorado con análisis de intervención. Es necesario encontrar mejores formas de modelar las variables de intervención de forma tal que los Modelos VAR puedan producir mejores resultados.

Referencias

Enders, Walter. *Applied econometric time series*. John Wiley and Sons, Inc., New York, 1995.

Lütkepohl, Helmut. *Introduction to multiple time series analysis*. 2nd. edition, Springer-Verlag Berlin, 1993.

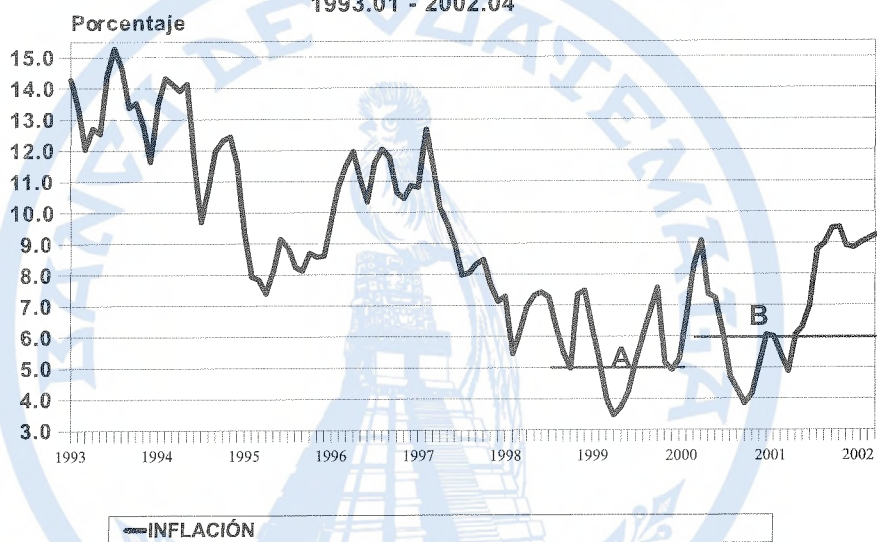
Hamilton, James D. *Time series analysis*. Princeton University Press, Princeton, New Jersey, 1994.

Guerrero, Víctor M. *Análisis estadístico de series de tiempo económicas*. Universidad Autónoma Metropolitana, México, 1991.

Wickens, Michael R. *Course VAR analysis in macroeconomics*. Lecture notes, Washington, DC, 2002, (IMF Institute Economics Training Program).



GRÁFICA 1
INFLACIÓN
VARIACIÓN INTERANUAL DEL IPC MENSUAL
1993.01 - 2002.04



GRÁFICA 2
INFLACIÓN
Funciones de Autocorrelación y Correlación Parcial

Sample: 1993:01 2002:04
Included observations: 112

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
*****	*****	1	0.934	0.934	100.31	0.000
*****	**	2	0.846	-0.207	183.30	0.000
*****	*	3	0.778	0.150	254.22	0.000
*****	.	4	0.726	0.024	316.57	0.000
*****	**	5	0.708	0.248	376.45	0.000
*****	.	6	0.706	0.041	436.40	0.000
*****	*.	7	0.684	-0.097	493.27	0.000
*****	*.	8	0.632	-0.168	542.29	0.000
****	.	9	0.566	-0.054	581.98	0.000
****	*.	10	0.491	-0.131	612.14	0.000
****	*.	11	0.414	-0.135	633.80	0.000
****	*	12	0.365	0.067	650.79	0.000
****	**	13	0.360	0.248	667.54	0.000
****	.	14	0.362	-0.001	684.57	0.000
****	.	15	0.356	0.062	701.22	0.000
****	.	16	0.337	0.010	716.35	0.000
**	*.	17	0.288	-0.092	727.46	0.000
**	.	18	0.237	0.028	735.08	0.000
**	*	19	0.217	0.073	741.54	0.000
**	*.	20	0.210	-0.090	747.65	0.000
**	*.	21	0.206	-0.061	753.62	0.000
*	*.	22	0.196	-0.141	759.05	0.000
*	.	23	0.179	0.047	763.65	0.000
*	*.	24	0.151	-0.016	766.95	0.000
*	*	25	0.128	0.131	769.36	0.000
*	*.	26	0.127	0.135	771.74	0.000
*	*.	27	0.132	0.084	774.36	0.000
*	.	28	0.135	-0.037	777.15	0.000
*	*.	29	0.138	-0.058	780.07	0.000
*	.	30	0.135	0.026	782.91	0.000
*	.	31	0.126	0.019	785.41	0.000
*	.	32	0.125	0.013	787.92	0.000
*	*.	33	0.128	-0.079	790.55	0.000
*	*.	34	0.122	-0.157	793.00	0.000
*	*.	35	0.115	-0.104	795.18	0.000
*	*	36	0.116	0.095	797.44	0.000

GRÁFICA 3 INFLACIÓN

FUNCIONES DE AUTOCORRELACIÓN Y CORRELACIÓN PARCIAL EN PRIMERAS DIFERENCIAS

Sample: 1993:01 2002:04

Included observations: 112

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
. **	. **	1	0.264	0.264	8.0219	0.005
. *	. **	2	-0.137	-0.222	10.197	0.006
. *	. *	3	-0.188	-0.096	14.342	0.002
***	. **	4	-0.325	-0.308	26.864	0.000
**	. *	5	-0.248	-0.158	34.186	0.000
. *	. *	6	0.135	0.138	36.397	0.000
. **	. *	7	0.326	0.161	49.349	0.000
. **	. *	8	0.204	0.034	54.451	0.000
. *	. *	9	0.082	0.035	55.288	0.000
. *	. *	10	0.061	0.179	55.748	0.000
. **	. *	11	-0.215	-0.090	61.617	0.000
***	***	12	-0.534	-0.439	98.077	0.000
. *	. *	13	-0.103	0.078	99.453	0.000
. *	. *	14	0.073	-0.108	100.15	0.000
. *	. *	15	0.129	-0.003	102.35	0.000
. **	. *	16	0.293	0.006	113.78	0.000
. *	. *	17	0.132	-0.091	116.13	0.000
. **	. *	18	-0.190	-0.005	121.04	0.000
. *	. *	19	-0.188	0.130	125.90	0.000
. *	. *	20	-0.103	0.006	127.38	0.000
. *	. *	21	0.045	0.174	127.67	0.000
. *	. *	22	0.043	-0.017	127.93	0.000
. *	. *	23	0.155	0.026	131.36	0.000
. *	. **	24	0.062	-0.295	131.91	0.000
. *	. *	25	-0.138	-0.098	134.68	0.000
. *	. *	26	-0.052	-0.052	135.09	0.000
. *	. *	27	0.045	0.105	135.40	0.000
. *	. *	28	-0.029	0.068	135.52	0.000
. *	. *	29	-0.008	-0.084	135.53	0.000
. *	. *	30	0.067	-0.012	136.24	0.000
. *	. *	31	-0.051	0.000	136.64	0.000
. *	. *	32	-0.017	0.065	136.69	0.000
. *	. **	33	0.042	0.202	136.98	0.000
. *	. *	34	0.033	0.011	137.16	0.000
. *	. *	35	-0.091	-0.092	138.54	0.000
. *	. *	36	0.010	-0.164	138.56	0.000

TABLA 1

VARIABLES DEL MODELO Y SUS DEFINICIONES

VARIABLES	PRECIOS DEL PETRÓLEO	DINERO	TASA DE INTERÉS	TIPO DE CAMBIO	CRECIMIENTO DE LA PRODUCCIÓN	PRECIOS
DEFINICIONES ^{1/}	PRECIOS INTERNACIONALES DEL PETRÓLEO (BOLSA DE COMERCIO DE NEW YORK)	M1	DEPÓSITOS A CORTO PLAZO	TIPO DE CAMBIO (COMPRA)	IMAE ^{2/}	INFLACIÓN
		M2	DEPÓSITOS A LARGO PLAZO			
		EMISIÓN ^{3/}				
		BASE MONETARIA				

^{1/} Se refieren al cambio interanual en los indicadores utilizados. Para las Tasas de Interés también fue utilizado el cambio intermensual en el indicador.

^{2/} Debido a la falta de datos del PIB trimestrales o mensuales, el Índice Mensual de la Actividad Económica es empleado como una proxy para el crecimiento de la producción.

^{3/} EMISIÓN. Emisión Monetaria: dinero en circulación más el dinero en la caja de los bancos.

TABLA 2

**LOS MEJORES MODELOS VAR PARA PRONOSTICAR RESULTADOS
PERÍODO 1993–2000**

Modelos con 18 Rezagos:	Variables:	RECM ^{a/} :
(1)	Inflación, IMAE ^{b/} , PP ^{c/}	0.02290978
(2)	Inflación, IMAE, TIDL ^{d/}	0.03550484
(3)	Inflación, IMAE, TC ^{e/}	0.03750642
Modelos con 12 Rezagos:		
(1)	Inflación, IMAE, TC, EMI ^{f/} , TIDL, PP	0.03137564
(2)	Inflación, IMAE, TC, BASE ^{g/} , PP	0.03248904
(3)	Inflación, IMAE, EMI, TIDL	0.05481890

^{a/} RECM = Raíz del Error Cuadrático Medio

^{b/} IMAE = Índice Mensual de Actividad Económica

^{c/} PP = Precios Internacionales del Petróleo

^{d/} TIDL = Tasa de Interés de los Depósitos a Largo Plazo

^{e/} TC = Tipo de Cambio

^{f/} EMI = Emisión = Emisión Monetaria = Dinero en circulación más el dinero en las cajas de los bancos.

^{g/} BASE = Base Monetaria

GRÁFICA 4

Dependent Variable: DLRITP
 Method: Least Squares
 Sample(adjusted): 1995:02 2000:12
 Included observations: 71 after adjusting endpoints
 Convergence achieved after 12 iterations
 Backcast: 1994:09 1995:01

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-0.011024	0.002677	-4.118698	0.0001
AR(12)	-0.787864	0.113930	-6.915330	0.0000
AR(24)	-0.424795	0.128205	-3.313414	0.0015
MA(1)	0.371872	0.093367	3.982920	0.0002
MA(4)	-0.351205	0.090873	-3.864786	0.0003
MA(5)	-0.565482	0.074379	-7.602682	0.0000
R-squared	0.570046	Mean dependent var	-0.008547	
Adjusted R-squared	0.536973	S.D. dependent var	0.135128	
S.E. of regression	0.091949	Akaike info criterion	-1.854440	
Sum squared resid	0.549552	Schwarz criterion	-1.663228	
Log likelihood	71.83264	F-statistic	17.23583	
Durbin-Watson stat	2.143281	Prob(F-statistic)	0.000000	

GRÁFICA 5

Sample: 1995:02 2000:12

Included observations: 71

Q-statistic
probabilities
adjusted for 5
ARMA term(s)

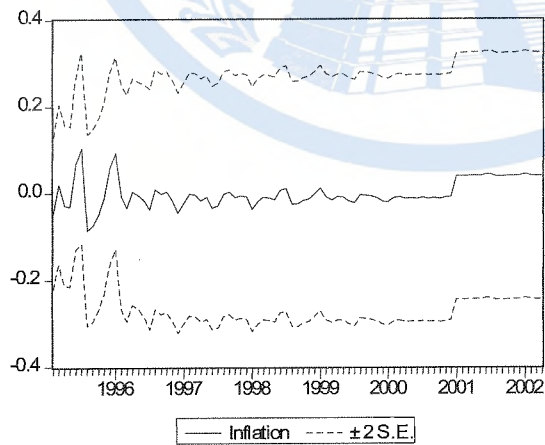
Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
.*)	.*)	1	-0.087	-0.087	0.5612
.*)	.*)	2	-0.097	-0.105	1.2629
**)	**)	3	-0.204	-0.226	4.4286
*)	*)	4	0.082	0.028	4.9524
*)	*)	5	0.161	0.135	6.9804
.	.	6	0.010	0.011	6.9880 0.008
*)	*)	7	-0.071	-0.016	7.3918 0.025
.	*)	8	0.036	0.093	7.4966 0.058
.	.	9	0.055	0.053	7.7513 0.101
.	.	10	0.037	0.020	7.8652 0.164
*)	*)	11	0.068	0.120	8.2634 0.219
*)	*)	12	-0.173	-0.137	10.887 0.144
.	*)	13	-0.042	-0.085	11.041 0.199
.	.	14	-0.001	-0.030	11.041 0.273
.	.	15	0.047	-0.051	11.249 0.338
*)	.	16	0.073	0.040	11.748 0.383
.	.	17	-0.042	0.017	11.914 0.453
.	.	18	-0.003	0.034	11.915 0.535
.	.	19	0.017	0.033	11.945 0.611
.	.	20	-0.055	-0.050	12.247 0.660
.	.	21	0.028	0.031	12.330 0.721
*)	*)	22	-0.095	-0.098	13.292 0.716
.	.	23	-0.015	-0.040	13.317 0.772
*)	*)	24	-0.089	-0.149	14.200 0.772
.	*)	25	0.003	-0.088	14.201 0.820
.	*)	26	-0.050	-0.114	14.489 0.848
.	.	27	0.028	-0.034	14.581 0.880
*)	*)	28	-0.092	-0.070	15.590 0.872
.	*)	29	-0.044	-0.060	15.834 0.894
.	.	30	0.024	0.054	15.905 0.918
*)	*)	31	-0.113	-0.119	17.572 0.891
*)	*)	32	0.066	0.043	18.156 0.899

GRÁFICA 6

Dependent Variable: DLRITP
 Method: Least Squares
 Sample(adjusted): 1995:02 2002:04
 Included observations: 87 after adjusting endpoints
 Convergence achieved after 16 iterations
 Backcast: 1994:09 1995:01

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-0.010879	0.002222	-4.895685	0.0000
DUM1	0.051023	0.014816	3.443860	0.0009
AR(12)	-0.751912	0.100354	-7.492573	0.0000
AR(24)	-0.325762	0.102665	-3.173047	0.0021
MA(1)	0.329322	0.086927	3.788475	0.0003
MA(4)	-0.406278	0.082110	-4.947979	0.0000
MA(5)	-0.565953	0.069440	-8.150200	0.0000
R-squared	0.577130	Mean dependent var		-8.67E-05
Adjusted R-squared	0.545415	S.D. dependent var		0.130133
S.E. of regression	0.087740	Akaike info criterion		-1.951851
Sum squared resid	0.615858	Schwarz criterion		-1.753445
Log likelihood	91.90552	F-statistic		18.19726
Durbin-Watson stat	2.080945	Prob(F-statistic)		0.000000

GRÁFICA 7



Forecast: DLRITPF
 Actual: DLRITP
 Sample: 1995:02 2002:04
 Include observations: 87

Root Mean Squared Error 0.128085
 Mean Absolute Error 0.099753
 Mean Abs. Percent Error 144.7339
 Theil Inequality Coefficient 0.793420
 Bias Proportion 0.000000
 Variance Proportion 0.577467
 Covariance Proportion 0.422533

GRÁFICA 8

Included observations: 87
Q-statistic probabilities
adjusted for 5 ARMA
term(s)

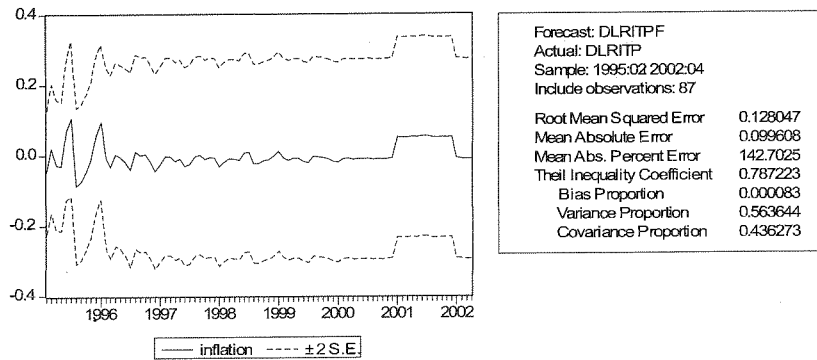
Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
. .	. .	1	-0.053	-0.053	0.2546	
* .	* .	2	-0.097	-0.100	1.1044	
** .	** .	3	-0.203	-0.216	4.8915	
. .	. .	4	0.095	0.060	5.7276	
. .	. .	5	0.181	0.158	8.8118	
. .	. .	6	-0.002	-0.006	8.8121	0.003
. .	. .	7	-0.026	0.037	8.8793	0.012
. .	. .	8	0.080	0.155	9.5137	0.023
. .	. .	9	-0.024	-0.040	9.5727	0.048
. .	. .	10	0.018	0.004	9.6068	0.087
. .	. .	11	0.064	0.119	10.020	0.124
* .	* .	12	-0.146	-0.192	12.227	0.093
. .	. .	13	-0.021	-0.073	12.275	0.139
. .	. .	14	-0.021	0.004	12.322	0.196
. .	. .	15	0.063	-0.047	12.747	0.238
. .	. .	16	0.035	0.000	12.881	0.301
* .	. .	17	-0.063	0.027	13.325	0.346
. .	. .	18	-0.018	-0.003	13.360	0.420
. .	. .	19	0.016	0.010	13.389	0.496
. .	. .	20	-0.048	-0.016	13.660	0.551
. .	. .	21	0.055	0.048	14.012	0.598
* .	. .	22	-0.081	-0.084	14.786	0.611
. .	. .	23	-0.029	-0.039	14.890	0.670
* .	. .	24	-0.135	-0.176	17.133	0.581
. .	. .	25	0.022	-0.041	17.194	0.640
. .	. .	26	-0.031	-0.102	17.317	0.692
. .	. .	27	-0.049	-0.111	17.629	0.728
* .	. .	28	-0.135	-0.115	20.023	0.641
. .	. .	29	-0.051	-0.087	20.374	0.675
* .	. .	30	0.084	0.066	21.336	0.674
* .	. .	31	-0.133	-0.163	23.792	0.588
. .	. .	32	-0.018	0.008	23.836	0.639

GRÁFICA 9

Dependent Variable: DLRITP
Method: Least Squares
05/30/02 Time: 20:41
Sample(adjusted): 1995:02 2002:04
Included observations: 87 after adjusting endpoints
Convergence achieved after 16 iterations
Backcast: 1994:09 1995:01

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-0.011150	0.002215	-5.033616	0.0000
DUM2	0.062372	0.017573	3.549386	0.0006
AR(12)	-0.754012	0.100085	-7.533680	0.0000
AR(24)	-0.314817	0.102193	-3.080598	0.0028
MA(1)	0.328679	0.086282	3.809338	0.0003
MA(4)	-0.407721	0.081117	-5.026336	0.0000
MA(5)	-0.571949	0.068465	-8.353912	0.0000
R-squared	0.579246	Mean dependent var	-8.67E-05	
Adjusted R-squared	0.547690	S.D. dependent var	0.130133	
S.E. of regression	0.087520	Akaike info criterion	-1.956868	
Sum squared resid	0.612776	Schwarz criterion	-1.758461	
Log likelihood	92.12374	F-statistic	18.35584	
Durbin -Watson stat	2.092016	Prob(F-statistic)	0.000000	

GRÁFICA 10



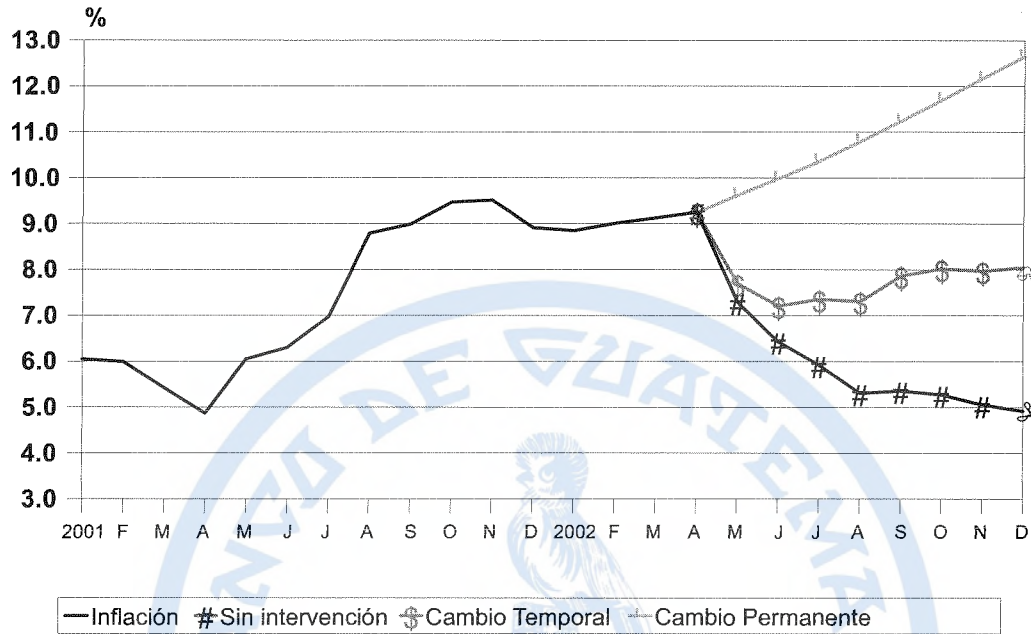
GRÁFICA 11

Date: 05/30/02 Time: 21:33
 Sample: 1995:02 2002:04
 Included observations: 87

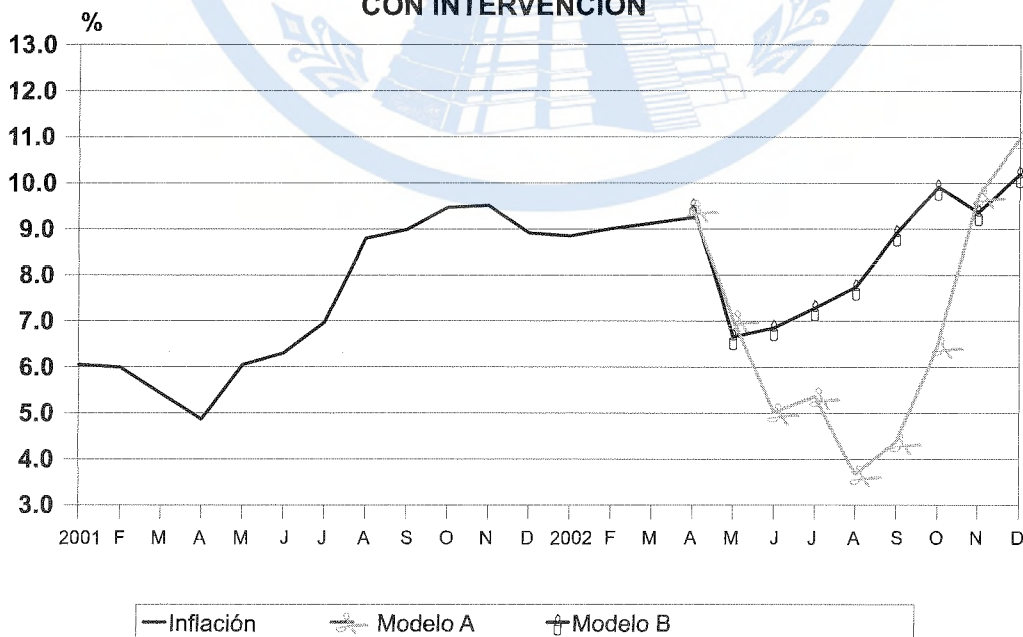
Q-statistic
 probabilities
 adjusted for 5
 ARMA term(s)

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
. .	. .	1 -0.056	-0.056	0.2850	
* .	* .	2 -0.108	-0.112	1.3511	
** .	** .	3 -0.209	-0.226	5.3916	
. .	. .	4 0.090	0.048	6.1403	
* .	* .	5 0.181	0.152	9.2298	
. .	. .	6 -0.003	-0.008	9.2305	0.002
. .	. .	7 -0.028	0.037	9.3061	0.010
* .	* .	8 0.088	0.166	10.065	0.018
. .	. .	9 -0.023	-0.032	10.117	0.039
. .	. .	10 0.019	0.011	10.152	0.071
* .	* .	11 0.066	0.130	10.592	0.102
. .	. .	12 -0.147	-0.189	12.812	0.077
* .	* .	13 -0.016	-0.070	12.838	0.118
. .	. .	14 -0.012	0.013	12.853	0.169
* .	* .	15 0.070	-0.043	13.379	0.203
. .	. .	16 0.039	0.001	13.547	0.259
* .	* .	17 -0.078	0.013	14.226	0.286
. .	. .	18 -0.029	-0.019	14.319	0.352
. .	. .	19 0.014	-0.003	14.342	0.425
* .	* .	20 -0.058	-0.039	14.724	0.471
. .	. .	21 0.056	0.040	15.095	0.518
* .	* .	22 -0.081	-0.086	15.886	0.532
. .	. .	23 -0.024	-0.035	15.956	0.596
* .	* .	24 -0.138	-0.177	18.299	0.503
. .	. .	25 0.039	-0.007	18.493	0.555
. .	. .	26 -0.038	-0.103	18.677	0.606
. .	. .	27 -0.046	-0.105	18.947	0.649
* .	* .	28 -0.125	-0.086	21.013	0.580
. .	. .	29 -0.038	-0.082	21.202	0.627
* .	* .	30 0.103	0.075	22.633	0.599
* .	* .	31 -0.122	-0.140	24.705	0.536
. .	. .	32 -0.005	0.028	24.708	0.591

**GRÁFICA 12
PRONÓSTICOS DE INFLACIÓN
VARIACIÓN INTERANUAL
MODELOS ARIMA**



**GRÁFICA 13
PRONÓSTICOS DE INFLACIÓN
VECTORES AUTORREGRESIVOS
CON INTERVENCIÓN**



GRÁFICA 14
PRONÓSTICOS DE INFLACIÓN
VECTORES AUTORREGRESIVOS
SIN INTERVENCIÓN

