

## Caracterización de la Incertidumbre en la Inflación: una Aplicación a México

Dra. Tania Nadiezhda Plascencia Cuevas<sup>1</sup>

### RESUMEN

La inflación ha sido y es un tema empírico de estudio e investigación fundamental de la macroeconomía. Es muy importante porque dicha inflación se trata de controlar en todos los países, especialmente los que tienden a tener altos niveles inflacionarios. Diversos estudios argumentan que los costos más importantes de la inflación están relacionados con la incertidumbre. La incertidumbre afecta negativamente al proceso de toma de decisiones, tanto de consumidores como de productores y con esto se reduce el bienestar social.

Este trabajo pretende caracterizar la incertidumbre en la inflación de México, con un horizonte temporal que va desde 1980 hasta 2011, los datos utilizados tienen una periodicidad mensual. Se utiliza un modelo GARCH (1,1) a la serie original en logaritmos con la primera diferencia regular y la primera diferencia estacional. Dentro de los resultados se encuentra que la estimación más precisa es la que incluye atípicos detectados en la serie, ya que se al ser tomados en cuenta en la estimación, estos se muestran significativos en el modelo, lo que hace pensar que esos eventos raros pueden estar afectando la toma de decisiones.

**Palabras Clave:** Inflación, Incertidumbre, Heterocedasticidad.

### 1. INTRODUCCIÓN

La inflación ha sido y es un tema empírico de estudio e investigación fundamental de la macroeconomía. Es muy importante porque dicha inflación se trata de controlar en todos los países, especialmente los que tienden a tener altos niveles inflacionarios. Este es el caso de América Latina, donde algunos países de dicho continente han registrado los niveles inflacionarios más altos. Los niveles de inflación en América Latina han sido muy superiores a los observados en otras economías del mundo. Fischer (1991) señaló que la inflación promedio durante los periodos 1973-1980 y 1980-1988 fue de 24.1% y 111.2% respectivamente para los países de América Latina.

Diversos estudios argumentan que los costos más importantes de la inflación están relacionados con la incertidumbre. La incertidumbre afecta negativamente al proceso de toma de decisiones, tanto de consumidores como de productores y con esto se reduce el bienestar social. Sin incertidumbre se tomarían decisiones acertadas y se haría una mejor planeación del futuro. Sustenta Friedman (1977) que un incremento en la volatilidad inflacionaria está ligado a un menor crecimiento de la economía, es decir, con una mayor incertidumbre inflacionaria se reduce el crecimiento económico.

Particularmente, las investigaciones se han centrado en la relación asociada entre incertidumbre inflacionaria, el crecimiento y efectos sobre la inflación. Se han utilizado diversas propuestas para caracterizar la incertidumbre, tal como modelos univariados, multivariados, de dos factores y modelos de dispersión. También se ha utilizado como medida de incertidumbre la desviación estándar, entre otros modelos. Sin embargo no se ha llegado a un consenso en cuanto a la caracterización de dicha incertidumbre, ya que algunos trabajos empíricos podrían estar sujetos a errores de especificación y predicción.

Este trabajo pretende caracterizar la incertidumbre en la inflación de México, con un horizonte temporal que va desde 1980 hasta 2011, los datos utilizados tienen una periodicidad mensual. Se utiliza un modelo GARCH (1,1) a la serie original en logaritmos con la primera diferencia regular y la primera diferencia estacional.

En el siguiente apartado se hace una revisión de la literatura que permita conocer las formas de medición de la incertidumbre. En el tercer apartado se caracteriza la incertidumbre en la inflación mexicana. En el cuarto apartado se plasman algunas conclusiones consideradas pertinentes, y en los últimos apartados se encuentran los anexos y la bibliografía sugerida.

### 2. REVISIÓN DE LA LITERATURA, FORMAS DE MEDIR LA INCERTIDUMBRE

Existen diferentes investigaciones acerca de que la inflación provoca estragos y efectos nocivos a la actividad económica de un país. Así, Friedman (1977) señala la importancia que tiene la incertidumbre en las expectativas inflacionarias de una economía. Sugiere que existe correlación positiva entre la incertidumbre inflacionaria y el nivel de inflación existente, es decir, al aumentar la incertidumbre que se genera respecto a las expectativas de

<sup>1</sup> Para ponerse en contacto con la autora escribir a [tanaplacu@hotmail.com](mailto:tanaplacu@hotmail.com). Maestría en Desarrollo Económico Local. Unidad Académica de economía. Universidad Autónoma de Nayarit.

inflación, aumenta la inflación. Por lo que se reafirma la idea de que la volatilidad y la incertidumbre de la tasa inflacionaria perjudican el funcionamiento del sistema económico.

Por otra parte, Cukierman y Wachtel (1979), proponen una variante del modelo de expectativas racionales de Robert Lucas. Una de las modificaciones es que la varianza de los precios relativos no es constante. La idea central es que aunque las expectativas estén formadas racionalmente, no necesariamente tienen que ser idénticas entre los mercados. Sugieren que si la mayor parte de los cambios en la varianza de la tasa de inflación a través del tiempo son causados por cambios en la varianza subyacente de la demanda agregada, habría también una asociación positiva entre la variabilidad de la tasa de inflación y el *spread* de las expectativas de inflación sobre diferentes mercados. Ball (1992) dice que una tasa alta de inflación crea mayor incertidumbre sobre los niveles futuros de inflación.

Dada la importancia de la incertidumbre en la inflación, uno de los mayores temas de investigación en un país es el cómo medir y controlar la incertidumbre que esta variable genera. Sin embargo no existe un consenso global de medición y mucho menos de las causas que generan la incertidumbre de la inflación, por lo que a continuación se citan algunos artículos que muestran diferentes formas de medición. Una forma de medir la incertidumbre es a través de la dispersión o desacuerdo entre los analistas. Así, Zarnowitz y Lambros (1987), suponen que los individuos, por sus características comunes, inducen a una correlación positiva entre los resultados de la predicción. Hacen hincapié en que <<una alta dispersión de los cambios de los precios de predicción entre responsables de los estudios es interpretada como un indicador de alta incertidumbre inflacionaria, o viceversa>>. Mencionan que países con altas tasas de inflación tienden a tener altas desviaciones estándar. De la misma forma, utilizan combinaciones probabilísticas y predicciones puntuales para comprobar si existe una relación directa entre el consenso y la incertidumbre y si las altas expectativas de la inflación reproducen más incertidumbre de la mencionada variable.

Otra forma de aproximar la incertidumbre es a través de los modelos tipo ARCH. Los introduce Engle (1983) y argumenta que la incertidumbre inflacionaria es el mayor componente de pérdida del bienestar asociado con la inflación, y la incertidumbre en dicha variable debilita la eficiencia respecto a la toma de decisiones. Engle (1983) propone la familia de modelos ARCH en la que la varianza evoluciona en el tiempo condicionada a la evolución pasada de la serie y caracteriza la incertidumbre por la estimación de la varianza condicional. De igual manera, Bomberger (1996) presenta una relación significativa y estable entre desacuerdo e incertidumbre. La gran variación en desacuerdo a través del tiempo corresponde a una variación comparable con incertidumbre. Muestra que el desacuerdo es una medida útil de incertidumbre según la evidencia mostrada y el desacuerdo trata a la incertidumbre en predicción mejor que los ARCH ya que no hay evidencia de efectos ARCH permanentes una vez que se incluye el desacuerdo.

Siguiendo la misma línea, Caporale y McKiernan (1997) contrastan la existencia de una relación positiva entre el nivel y la variabilidad de la inflación. En los resultados muestran que sí existe una relación positiva y estadísticamente significativa. Con esto dan evidencia a favor de la hipótesis de Friedman (1977), confirman que una inflación alta conduce a una mayor incertidumbre inflacionaria. Belton Jr, Cebula y Nair-Reichert (2002) tratan de mostrar cual es el impacto en la dispersión de los precios relativos de la varianza de la incertidumbre con la relación entre dinero y precios. Además de investigar si existe evidencia de impactos diferenciales en la dispersión de precios de la varianza de la incertidumbre con la relación entre dinero y precios. Aplican un modelo IGARCH en media, obtuvieron que el dinero y los precios tienen un impacto positivo y estadísticamente significativo en la dispersión de precios.

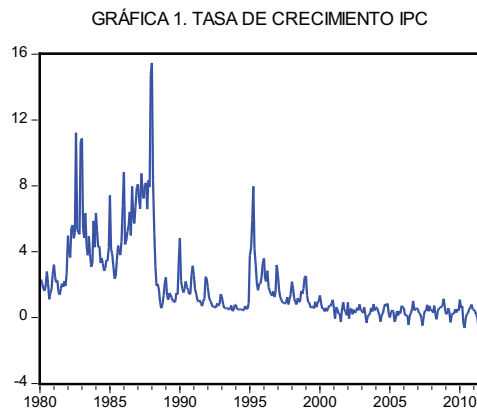
Así mismo, Kontonikas (2004) examina la relación entre inflación, incertidumbre inflacionaria y el impacto de objetivos explícitos, es decir, ve el efecto del objetivo de inflación en la inflación promedio y en la incertidumbre inflacionaria. Se emplean varios modelos GARCH, como por ejemplo GARCH, GARCHM, TGARCH, entre otros. Muestra evidencia acerca de la relación entre incertidumbre-inflación. Una de las conclusiones a las que se llega es que existe una relación positiva entre inflación pasada y la incertidumbre futura. La contribución de este análisis es que el establecimiento de objetivos de inflación son explícitamente modelados permitiendo examinar los efectos en la dinámica e incertidumbre inflacionaria. Como se puede observar existen diversas metodologías para medir la incertidumbre de la inflación, entre ellos se pueden encontrar las encuestas de predicciones, la dispersión y el enfoque de series temporales. Sin embargo los modelos más usados a partir de Engle (1983) son los que conforman a la familia ARCH y aunque sufran modificaciones son cada vez más usados. Existe una variedad de estudios con aplicación concreta a países de América Latina, ya que los países que la conforman suelen tener periodos de altas tasas inflacionarias. Entre los resultados encontrados para América Latina se presentan algunos que se han considerado interesantes.

Fernández (2000) y (2001) realiza una aplicación para Paraguay. Verifica empíricamente que las tasas más elevadas de inflación se encuentran asociadas a mayores niveles de incertidumbre y observa la relación existente entre ambas variables. Los modelos utilizados son una vez más los de la familia GARCH de diversas formas, GARCH<sup>2</sup> y TGARCH. Entre los resultados se muestra que el incremento en el nivel de precios en Paraguay ocasiona costosas consecuencias, porque concluye que la inflación incrementa la incertidumbre inflacionaria y porque la incertidumbre interrumpe las decisiones de los individuos.

Solera (2003) evalúa empíricamente para Costa Rica la hipótesis de que cuanto mayor es la inflación, mayor es la incertidumbre respecto dicha variable. Se hace una combinación de metodologías, utiliza un modelo ARIMA para predecir la inflación en cada periodo y hace uso de la metodología GARCH para obtener una serie temporal de la varianza de los errores que sirva como aproximación de la incertidumbre. Lanteri (2004) analiza los efectos de la incertidumbre de las tasas de inflación y del crecimiento económico sobre la tasa promedio de inflación y del crecimiento del producto real, para el caso particular de Argentina. Las estimaciones se realizan mediante un GARCH-M<sup>3</sup> asimétrico y multivariado porque permite determinar los efectos y las asimetrías en la estructura de varianzas-covarianzas respecto a la inflación y del crecimiento del producto. Bello y Gámez (2006) analizan la evolución de la inflación mensual en Nicaragua. Se basan en examinar la hipótesis de Friedman (1977) y en que un incremento en la incertidumbre acerca del crecimiento del dinero y de la inflación incrementará la inflación óptima promedio. Para modelizar la relación entre inflación e incertidumbre inflacionaria se hace uso de modelo ARCH generalizado exponencial (EGARCH)<sup>4</sup>. Obteniendo que la inflación tiene baja persistencia y validan la hipótesis de que en Nicaragua mayores niveles de inflación están asociados con mayor incertidumbre inflacionaria. Por lo tanto, se puede concluir este apartado diciendo que la literatura en cuanto a medición de incertidumbre de la inflación es extremadamente extensa. Por lo que se continúa con la caracterización de la incertidumbre para el caso específico de la economía mexicana, utilizando como base técnicas ARCH.

### 3. INCERTIDUMBRE EN LA INFLACIÓN MEXICANA

La serie temporal a utilizar es el IPC y la muestra data desde enero de 1980 hasta mayo de 2011, teniendo una periodicidad mensual.<sup>5</sup>



La gráfica 1 representa la tasa de crecimiento del IPC anual (variación porcentual). Se puede observar que en la última década se ha experimentado una disminución, sin embargo en años anteriores se puede ver que el crecimiento ha sido muy volátil. La gráfica 1 muestra tres años (picos) importantes y relevantes: 1983, 1987 y 1995. Esto puede deberse a que a partir de 1982 cambió el modelo y comenzaron a ser prioridad las variables

<sup>2</sup> Bollerslev (1986).

<sup>3</sup> Engle, Lilién y Robins (1987).

<sup>4</sup> Nelson (1990).

<sup>5</sup> E-views es el programa econométrico utilizado.

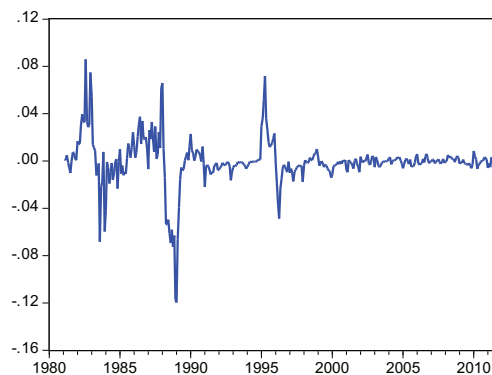
monetarias y financieras, entre ellas el nivel de precios y por lo tanto el control de la inflación se convirtió en la prioridad por encima del crecimiento y el empleo; en este año se registró un pico inflacionario con más de 100 por cien. En 1987 se daba otro gran aumento de la inflación, ya que esta iba a más de 80 por ciento.

En 1995, el país se encontraba a punto de caer en una insolvencia financiera absoluta; había un 130% de inflación y la persistencia a bajarla por encima de todo. Se implementó un programa para contrarrestar las dificultades, un programa de ajuste que inhibió el consumo y provocó una caída extraordinaria de los salarios reales. Por lo tanto, se aplicó un Programa de Emergencia Económica, con éste el país pudo mantener un superávit comercial, aumentar las tasas de crecimiento del PIB, redujo la inflación y mantuvo la política de apertura comercial. El rescate del sistema financiero mexicano pudo ser posible porque se contó con líneas de crédito por organismos externos.

Otro evento destacable fue la crisis financiera iniciada en 2008 con la crisis hipotecaria que iniciara en Estado Unidos, llevando a México a una recesión importante, esto debido a la dependencia económica y financiera que México tiene con el país vecino. Esta crisis dio paso a una contracción del producto interno bruto (PIB), sumando los estragos de la epidemia de la Influenza y las desigualdades socioeconómicas que cada vez se ven más pronunciadas.

Así pues, se inicia con la transformación de la serie original; la transformación que se llevó a cabo es la serie original en logaritmos con la primera diferencia regular y la primera diferencia estacional y a continuación se presenta dicha transformación.

GRÁFICA 2. TRANSFORMACIÓN IPC



Tal y como se puede ver en la gráfica 2, pueden existir atípicos aún sin ser detectados. Se identifica previamente el modelo ARMA que se utilizará durante toda esta investigación y para llevar a cabo las estimaciones se aplica un modelo de tipo GARCH (1,1) a la serie previamente transformada.

### 3.1 Descripción de los Modelos GARCH

Los modelos de la familia ARCH<sup>6</sup> utilizan una función exacta que describe la evolución de la volatilidad, teniendo una estimación por máxima verosimilitud. El modelo GARCH<sup>7</sup> fue desarrollado por Bollerslev en 1986 y nos dice que la varianza condicional actual depende de  $m$  intervalos de los residuos al cuadrado (retardos) y  $s$  intervalos de la varianza condicional (retardos).

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2 + \dots + \alpha_m u_{t-m}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2 + \dots + \beta_s \sigma_{t-s}^2$$

donde  $\sigma_t^2$  representa la estimación de la varianza condicional a la información disponible en el periodo  $t$  (varianza actual);  $\sigma_{t-s}^2$  son los intervalos de la varianza condicional (retardos de la varianza) y  $u_{t-m}^2$  son los intervalos de las innovaciones pasadas al cuadrado. Agrupando se obtiene la siguiente expresión:

<sup>6</sup> Autoregressive Conditional Heteroscedasticity.

<sup>7</sup> Generalised Autoregressive Conditional Heteroscedasticity.

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^m \alpha_i u_{t-i}^2 + \sum_{i=1}^s \beta_i \sigma_{t-i}^2$$

Este debe de cumplir dos condiciones fuertes, una de positividad y otra de estacionariedad<sup>8</sup>. Por lo que se reescribe el modelo de la siguiente manera:

$$u_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^m (\alpha_i + \beta_i) u_{t-i}^2 - \sum_{i=1}^s \beta_i (u_{t-i}^2 - \sigma_{t-i}^2) + v_t$$

donde  $n$  es igual al máximo entre  $m$  y  $s$  y  $v_t = (u_t^2 - \sigma_t^2)$  representa la innovación. El modelo GARCH es un modelo ARMA para  $u_t^2$  (residuos al cuadrado). Estos modelos generan agrupamientos de la volatilidad y colas anchas (leptocurtosis); el más habitual suele ser el GARCH (1,1), ya que converge a un proceso de difusión en tiempo continuo cuando la frecuencia de la observación es alta<sup>9</sup>.

### 3.2 Estimación sin Atípicos

#### 3.2.1 Estimación Máxima Verosimilitud

En este apartado, primeramente se hace la estimación del modelo por máxima verosimilitud para saber si es necesaria la aplicación del modelo tipo GARCH.

$$(1-L)(1-L^{12})(x_t^{ipc}) = \frac{1-\theta_{12}L^{12}}{1-\phi_1L} a_t$$

donde  $(x_t^{ipc})$  representa el IPC en logaritmos,  $(1-L)$  es el número de diferencias regulares para alcanzar la estacionariedad,  $(1-L)^{12}$  representa el número de diferencias estacionales para alcanzar la estacionariedad. El término de la derecha es la estructura ARMA utilizada y  $a_t$  corresponde al parámetro de residuos no incluidos. Los resultados obtenidos con la estimación se presentan a continuación:

$$(1-0.88L)x_t^{ipc} = (1-0.83L^{12})a_t$$

(34.15)

(-27.38)

Se puede ver que la estructura ARMA elegida como variables explicativas, es significativa, es decir, tanto el proceso autorregresivo de primer orden como el de medias móviles estacional son significativos. Se observa que el término AR y MA muestran alta persistencia, aunque esta última negativa. La constante se ha retirado de los modelos debido a que no era significativa.

**Tabla 1. Estadístico Ljung-Box sobre los residuos al cuadrado**

ESTADÍSTICO DE AUTOCORRELACIÓN LJUNG-BOX	VALORES	P-VALORES
Q-13	92.711	0.000
Q-25	103.140	0.000
Q-36	105.09	0.000

En los resultados que se muestran en la tabla 1, es posible observar que los residuos al cuadrado del estadístico de autocorrelación no son ruido blanco, es decir, los residuos al cuadrado tienen estructura y son predecibles. Los contrastes se realizan a través del multiplicador de Lagrange con el objetivo de saber si se encuentra la presencia de heterocedasticidad en la estimación, es decir, conocer si existen efectos ARCH en dicha estimación.

$$H_0 = \text{Existencia de efectos ARCH}$$

$$H_a = \text{No Existencia de efectos ARCH}$$

<sup>8</sup> Para mayor detalle véase Bollerslev (1986).

<sup>9</sup> Nelson (1990).

**Tabla 2. Contaste para heterocedasticidad**

ARCH Test:			
F-statistic	14.60425	P-valor	0.0002
Obs*R-squared	14.11286	P-valor	0.0002

En la tabla 2, se obtiene que con un  $\alpha = 0.5$  la hipótesis nula de existencia de efectos ARCH en la estimación es aceptada. Entonces, se tiene presencia de heterocedasticidad, por lo que está justificada la modelización a través de la utilización del modelo de tipo GARCH.

**3.2.2 Estimación GARCH(1,1)**

Se estima el modelo GARCH (1,1) con la misma estructura ARMA de la estimación anterior.

$$(1 - \phi_1 L)x_t^{ipc} = (1 - \theta_{12} L^2)at + \varepsilon_t \sigma_t,$$

con

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \alpha_2 \sigma_{t-1}^2$$

donde  $(x_t^{ipc})$  representa el IPC transformado,  $(1 - \phi_1 L)$  y  $(1 - \theta_{12} L^2)$  es la estructura ARMA utilizada para la estimación.  $\varepsilon_{t-1}^2$  representa los intervalos de los residuos al cuadrado. La primera ecuación es la ecuación de la media y la segunda ecuación es la que corresponde a la varianza,  $\sigma_{t-1}^2$  representa los intervalos de la varianza condicional. Los resultados de la estimación se encuentran a continuación:

$$(1 - 0.87L)x_t^{ipc} = (1 - 0.72L^2)at + \varepsilon_t \sigma_t$$

(35.80)    (-46.82)

$$\sigma_t^2 = 1.53E - 06 + 0.57\varepsilon_{t-1}^2 + 0.59\sigma_{t-1}^2$$

(4.86)    (6.22)    (16.21)

Se puede observar que el término AR y el MA muestran alta persistencia, la de este último negativa, pero ligeramente menor que la estimación previa. Los parámetros estimados correspondientes a la estructura ARMA y los de la estructura ARCH son significativos para el modelo.

**Tabla 3. Estadístico Ljung-Box sobre los residuos al cuadrado**

ESTADÍSTICO DE AUTOCORRELACIÓN LJUNK-BOX	VALORES	P-VALORES
Q-13	10.809	0.459
Q-25	17.205	0.799
Q-36	105.09	0.955

En los resultados que se muestran en la tabla 3, es posible observar que los residuos al cuadrado del estadístico de autocorrelación son ruido blanco, es decir, han dejado de tener estructura y de ser predecibles. Por lo que, después de haber modelizado mediante un GARCH, ha dejado de existir la presencia de heterocedasticidad. Aún así, se realiza el contraste del Multiplicador de Lagrange, con el objetivo de corroborar que después de modelizar se ha dejado de tener presencia heterocedástica.

**Tabla 4. Contaste para heterocedasticidad**

ARCH Test:			
F-statistic	0.153075	P-valor	0.6958
Obs*R-squared	0.15386	P-valor	0.6949

En la tabla 4 se puede advertir con un  $\alpha = 0.5$  se rechaza la hipótesis nula de existencia de efectos ARCH en la estimación, es decir, no hay presencia de heterocedasticidad en la estimación. Las estimaciones anteriores son una primera aproximación, debido a que se llevaron a cabo sin haber detectado y estimado los atípicos que puede presentar la serie. La no consideración de los atípicos distorsiona la identificación y estimación del modelo. En presencia de atípicos puede incurrirse en confusiones entre estos y la heterocedasticidad. Por las razones anteriores, a continuación se realiza la detección de dichos atípicos y se reestima el mismo modelo incluyéndolos.

### 3.3 Detección de Atípicos

A manera de repaso, se recuerda que los “atípicos” son datos extraños, muy diferentes del resto de una serie determinada. Las causas de estos son por errores de construcción, efectos inusuales (cambios de política económica, guerras, desastres.), distribuciones de errores distintas a la normal o por mala especificación del modelo (por no linealidad o por omisión de variables relevantes). Las alternativas para estos es aplicarles un análisis de intervención o hacer un cambio de modelo (mejorar la especificación). En la serie original se han detectado<sup>10</sup> catorce atípicos, dentro de los cuales se encuentran tres tipos diferentes<sup>11</sup>: atípicos aditivos (AO), de cambio de nivel (LS) y de cambio transitorio (TC); con esto se generan las series de los atípicos como variables artificiales. Es importante señalar que los atípicos detectados se encuentran localizados principalmente en los meses de diciembre y enero, esto puede ser porque los finales e inicios de año es donde se reestructuran presupuestos, se aplican nuevas medidas y se tiene la expectativa inflacionaria del año que comienza, ya que la inflación dada por Banco de México es hasta febrero.

### 3.4 Estimación con Atípicos

En este apartado se estimará el modelo de nueva cuenta, sólo que serán incluidos los atípicos detectados anteriormente, estos se han diferenciado de la misma forma que se transformó la serie, para que tanto la serie como los atípicos estén en condiciones iguales de ser tratados.

#### 3.4.1 Estimación GARCH(1,1)

Se vuelve a estimar el modelo GARCH (1,1) con la misma estructura ARMA de la estimación anterior, sólo que en este apartado se han incluido los atípicos para ver si hay cambios significativos en el modelo. Los resultados de la estimación se encuentran a continuación:

$$(1 - 0.85L)x_t^{ipc} = (1 - 0.52L^{12})at + \varepsilon_t\sigma_t$$

(27.47)
(-21.53)

$$\sigma_t^2 = 1.10E - 07 + 0.38\varepsilon_{t-1}^2 + 0.73\sigma_{t-1}^2$$

(0.61)
(7.30)
(24.11)

La estimación muestra que excepto cuatro, todos los atípicos incluidos en la estimación son significativos al modelo, ya sean positivos o negativos. El término AR tiene una persistencia muy alta, es decir, tiene mucha memoria y el término MA no muestra tanta persistencia pero esta sigue siendo negativa. Este hecho, puede reflejar corrección por parte de los agentes. La estructura ARCH es estadísticamente significativa para el modelo, es decir, la volatilidad estimada es significativa.

**Tabla 5. Estadístico Ljung-Box sobre los residuos al cuadrado**

ESTADÍSTICO DE AUTOCORRELACIÓN LJUNK-BOX	VALORES	P-VALORES
Q-13	20.105	0.044
Q-25	28.306	0.204
Q-36	34.577	0.440

<sup>10</sup> La detección de los atípicos se ha llevado a cabo con el programa Demetra.

<sup>11</sup> El listado de los atípicos detectados se encuentran en el apéndice.

En la tabla 5 se puede observar en el estadístico de autocorrelación Ljung-Box que los residuos son ruido blanco, es decir, no tienen estructura y por lo tanto, no son predecibles. Siguiendo el mismo procedimiento anterior y para comprobar que no hay presencia de heterocedasticidad, se realiza el contraste del Multiplicador de Lagrange.

**Tabla 6. Contaste para heterocedasticidad**

ARCH Test:			
F-statistic	0.346999	P-Valor	0.5562
Obs*R-squared	0.348591	P-Valor	0.5549

Con un  $\alpha = 0.5$  se rechaza la hipótesis nula de existencia de efectos ARCH en la estimación, es decir, no hay presencia de heterocedasticidad en la estimación, tal y como se muestra en la tabla 6. A continuación se presenta el apartado de extensiones como una alternativa a las estimaciones anteriores.

### 3.4.2 Extensiones

A pesar de haber modelizado la volatilidad con y sin atípicos, se puede observar en la gráfica anterior que sigue existiendo volatilidad en ciertos periodos. Por lo que se considera que pudiera existir relación entre inflación y volatilidad.



No se debe descartar que en los periodos que se muestran más volátiles, han existido hiperinflaciones y devaluaciones. Como se ha venido mencionando desde el inicio, en México la década de los ochenta y en 1995 han sido los periodos más problemáticos en cuanto a política monetaria, ya que se ha experimentado un cambio de modelo, crisis por la variabilidad del precio del petróleo, depreciaciones cambiarias, entre otros muchos sucesos que pueden ser la causa de periodos muy volátiles.

Se propone un modelo GARCH en media tomando en cuenta los atípicos, ya que se incluye la estimación de la volatilidad en la ecuación de la media. La media del proceso es una función de la varianza o de la misma media. La correcta estimación de la media requiere una correcta especificación de la varianza y viceversa. Los resultados se encuentran expuestos en la tabla 7.

Tal y como se puede observar en la tabla 7, al incluir la estimación de la varianza en la ecuación de la media es posible ver que la relación entre el nivel de inflación y la volatilidad es positiva, manifestando la relación entre ambos tal y como sugiere la literatura, aunque el nivel de significatividad es algo elevado. Como se mencionó en el apartado anterior, puede que los periodos que se muestran más volátiles se deban a los acontecimientos sucedidos en el periodo de estudio.



Tabla 7. Estimación GARCH-M

	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
GARCH	0.950726	1.214728	0.782665	0.4338
DE0110	0.006242	0.00113	5.522801	0.0000
DE0303	0.004035	0.002564	1.573941	0.1155
DE0495	0.026643	0.010107	2.636016	0.0084
DE1296	0.012781	0.001764	7.243973	0.0000
DI0102	0.004774	0.001313	3.635555	0.0003
DI0105	-0.001549	0.000871	-1.778408	0.0753
DI0201	-0.003941	0.00278	-1.41765	0.1563
DI0208	-0.001706	0.000763	-2.234355	0.0255
DI0310	0.003383	0.001137	2.974796	0.0029
DI0605	-0.002505	0.001105	-2.267753	0.0233
DI0701	-0.002914	0.001016	-2.86882	0.0041
DI0807	-0.000619	0.000908	-0.680961	0.4959
DI1200	0.002908	0.000823	3.531188	0.0004
DI1294	-0.008254	0.000432	-19.0948	0.0000
AR(1)	0.842752	0.028695	29.3696	0.0000
MA(12)	-0.517455	0.023214	-22.29074	0.0000
Variance Equation				
C	1.31E-07	1.85E-07	0.706359	0.4800
RESID(-1)^2	0.384156	0.053105	7.23391	0.0000
GARCH(-1)	0.720721	0.03127	23.0485	0.0000
R-squared	0.783795	Mean dependent var		-0.000592
Adjusted R-squared	0.771818	S.D. dependent var		0.020063
S.E. of regression	0.009584	Akaike info criterion		-7.641119
Sum squared resid	0.031504	Schwarz criterion		-7.426551
Log likelihood	1406.863	Hannan-Quinn criter.		-7.555829
Durbin-Watson stat	2.095605			
Inverted AR Roots	0.84			
Inverted MA Roots	0.95	.82-.47i	.82+.47i	.47-.82i
		.47+.82i	.00-.95i	-.00+.95i
		-.47-.82i	-.82+.47i	-.82-.47i
				-0.95

#### 4. CONCLUSIONES

En este trabajo se ha realizado una revisión de la literatura sobre la importancia de la incertidumbre en la inflación y las diferentes técnicas para su caracterización. Se ha optado por estimar la incertidumbre inflacionaria a través de la volatilidad condicionada estimada mediante un GARCH (1,1), considerando los casos atípicos que presenta la serie de datos utilizada. Se ha utilizado un modelo tipo GARCH por el hecho de que haciendo una estimación máxima verosímil, se observa la presencia de heterocedasticidad resultante del contraste del multiplicador de Lagrange.

Tal y como se muestra en los resultados, la estimación más precisa es la que incluye los atípicos, ya que se al ser tomados en cuenta en la estimación, se muestran significativos en el modelo, lo que hace pensar que esos eventos raros pueden estar afectando la toma de decisiones.

Al estimar el modelo GARCH-M se puede ver que el nivel de inflación y la volatilidad tienen correlación positiva y significativa. No obstante, se considera que los resultados obtenidos pueden ser debido a la política

monetaria y financiera establecida en México, ya que este país ha tenido grandes picos inflacionarios aunados a grandes devaluaciones, lo que puede hacer que se tenga mayor incertidumbre sobre esta variable, haciéndola susceptible a especulaciones por parte de los agentes. De cualquier forma, con los resultados obtenidos se puede estar de acuerdo con Friedman (1977), ya que la volatilidad y la incertidumbre en la tasa de inflación pueden estar perjudicando el sistema economía mexicano.

Las extensiones futuras deberán considerar modelos alternativos que tenga en cuenta otras variables macroeconómicas relevantes y otras técnicas alternativas a los modelos GARCH, ya sea un GARCH exponencial o un GARCH por umbrales, pudiendo en estos últimos acotar umbrales determinados de inflación. Otra futura línea de investigación puede ser el evaluar la inflación con el producto interno bruto nacional, para así ver la relación existente y si ambas variables macroeconómicas se ven afectadas por la volatilidad que crea la incertidumbre.

## 5. APÉNDICE

LISTA DE ATÍPICOS			
FECHA	TIPO DE ATÍPICO*	TIPO DE VARIABLE	t-VALORES
abril-1995	LS	Escalón	2.68622
enero-2010	LS	Escalón	5.34135
enero-2002	AO	Impulso	3.57860
marzo-2010	AO	Impulso	3.09861
diciembre-1996	LS	Escalón	7.09108
julio-2001	TC	Impulso	-2.76150
febrero-2008	AO	Impulso	-2.22426
junio-2005	AO	Impulso	-2.29620
febrero-2001	AO	Impulso	-1.39495
diciembre-2000	TC	Impulso	3.52746
marzo-2003	LS	Escalón	1.63450
diciembre-1994	TC	Impulso	-19.18865
enero-2005	TC	Impulso	-1.81312
agosto-2007	AO	Impulso	-0.79828
* AO atípicos aditivos			
LS cambio de nivel			
TC cambio transitorio			
Los t-valores son los de la estimación GARCH(1,1) incluyendo atípicos			

## 6. BIBLIOGRAFÍA

- Bello, O. y Gámez, O. (2006); Inflación e Incertidumbre Inflacionaria en Nicaragua: Una Aplicación Usando un Modelo EGARCH, Banco Central de Nicaragua.
- Belton Jr, W. J., Cebula, R. J. and Nair-Reichert, U. (2002); Money and the Dispersion of Relative Prices Revisited, *Applied Economics*, 34, 1765-1773.
- Bollerslev, T. (1986); Generalised Autorregressive Conditional Heteroskedasticity, *Journal of Econometrics* 31, 307-327.
- Brooks, C. (2002); *Introductory Econometrics for Finance*, Cambridge University Press.
- Bomberger, W. (1996); Disagreement as a Measure of Uncertainty, *Journal of Money, Credit and Banking*, 28, 381-392.
- Caporale, T. and McKiernan, B. (1997); High and Variable Inflation: Further Evidence on the Friedman Hypothesis, *Economics Letters*, 54, 65-68.
- Cukierman, A. and P. Wachtel (1979); Differential Inflationary Expectations and the Variability of the Rate of Inflation: Theory and Evidence; *The American Economic Review*, 69, 595-609.

- Engle, R.F. (1983); Estimates of the Variance of US Inflation based upon the ARCH Model. *Journal of Money, Credit and Banking*, 15, 286-301.
- Engle, R. F., D. Lilien y R. Robins (1987); Estimating Time Varying Risk Premia in the Term Structure: The ARCH-M Model, *Econometrika* 55, 391-408.
- Fernández, C. (2000); Inflación e Incertidumbre Inflacionaria: El Caso de Paraguay; V Reunión Anual de Investigadores de Bancos Centrales del Continente Americano; Centro de Estudios Monetarios Latinoamericanos (CEMLA).
- Fernández, C. (2001); Further Evidence on Friedman's Hypothesis: The Case of Paraguay, *Banco Central de Paraguay, Cuadernos de Economía*, 115, 257-273.
- Friedman, M. (1977); Nobel Lecture: Inflation and Unemployment, *Journal of Political Economy*, 85,451-72.
- Fischer, S. (1991); Growth, Macroeconomics and Development. NBER Macroeconomics Annual 1991, Vol 6, Ed. Olivier Jean Blanchard y Stanley Fischer, 329-64. Cambridge, Massachusetts: *MIT Press/National Bureau of Economic Research*.
- Kontonikas, A. (2004); Inflation and Inflation Uncertainty in the United Kingdom, Evidence from GARCH Modelling, *Economic Modelling*, 21, 525-43.
- Lanteri, L. (2004); Efectos Asimétricos de la Incertidumbre en la Inflación y en la Actividad Económica Real: El Caso Argentino; IX Reunión Anual de Investigadores de Bancos Centrales del Continente Americano, CEMLA, San José (Costa Rica) *JEL Clasification: E39*.
- Nelson, D.B. (1990); ARCH Models as Diffusion Approximations, University of Chicago, Chicago, IL, *Journal of Econometrics*.
- Solera, A. (2003); Inflación e Incertidumbre Inflacionaria: Evidencia para Costa Rica; VIII Reunión Anual de Investigadores de Bancos Centrales del Continente Americano, CEMLA, Caracas *JEL Clasification: C4,E3*.
- Zarnowitz, V. and L. A. Lambros (1987) Consensus and Uncertainty in Economic Prediction, *Journal of Political Economy*, 95, 591-621.