

**Banco de México**  
**Documentos de Investigación**

**Banco de México**  
**Working Papers**

**N° 2010-12**

**Pronósticos de la Volatilidad de la Inflación de  
Corto-Plazo Utilizando Precios de Futuros: Un Análisis  
Empírico desde una Perspectiva de Valor-en-Riesgo**

**Guillermo Benavides**  
Banco de México

Octubre 2010

La serie de Documentos de Investigación del Banco de México divulga resultados preliminares de trabajos de investigación económica realizados en el Banco de México con la finalidad de propiciar el intercambio y debate de ideas. El contenido de los Documentos de Investigación, así como las conclusiones que de ellos se derivan, son responsabilidad exclusiva de los autores y no reflejan necesariamente las del Banco de México.

The Working Papers series of Banco de México disseminates preliminary results of economic research conducted at Banco de México in order to promote the exchange and debate of ideas. The views and conclusions presented in the Working Papers are exclusively of the authors and do not necessarily reflect those of Banco de México.

# Pronósticos de la Volatilidad de la Inflación de Corto-Plazo Utilizando Precios de Futuros: Un Análisis Empírico desde una Perspectiva de Valor-en-Riesgo\*

Guillermo Benavides<sup>†</sup>  
Banco de México

**Resumen:** En el presente documento de investigación modelos tipo-ARCH se utilizan para estimar el Valor-en-Riesgo (VaR) de un portafolio de futuros indizados a la inflación para distintos horizontes en el tiempo. El análisis empírico se realiza para los futuros indizados a la inflación en México los cuales son negociados en la Bolsa Mexicana de Derivados (MEXDER). Para analizar el VaR con horizontes en el tiempo de más de un día de negociación simulaciones de remuestreo fueron utilizadas. Los resultados muestran que ese tipo de modelos son relativamente certeros para horizontes en el tiempo de un día de negociación. Sin embargo, la persistencia en la volatilidad de los modelos tipo-ARCH se ve reflejada con estimados relativamente altos de VaR para horizontes en el tiempo más largos. Estos resultados tienen implicaciones para pronósticos de volatilidad de la inflación de corto plazo. Al estimar intervalos de confianza en el VaR, es posible tener cierta confianza sobre el rango de posibles valores de la inflación (ó valores de inflación extremos) para un horizonte del tiempo específico.

**Palabras Clave:** Remuestreo, inflación, futuros indizados a la inflación, México, Valor en Riesgo, persistencia en la volatilidad.

**Abstract:** In this research paper ARCH-type models are applied in order to estimate the Value-at-Risk (VaR) of an inflation-index futures portfolio for several time-horizons. The empirical analysis is carried out for Mexican inflation-indexed futures traded at the Mexican Derivatives Exchange (MEXDER). To analyze the VaR with time horizons of more than one trading day bootstrapping simulations were applied. The results show that these models are relatively accurate for time horizons of one trading day. However, the volatility persistence of ARCH-type models is reflected with relatively high VaR estimates for longer time horizons. These results have implications for short-term inflation forecasts. By estimating confidence intervals in the VaR, it is possible to have certain confidence about the future range of inflation (or extreme inflation values) for a specified time horizon.

**Keywords:** Bootstrapping, inflation, inflation-indexed futures, Mexico, Value at Risk, volatility persistence.

**JEL Classification:** C15, C22, C53, E31, E37.

---

\*Agradezco los comentarios de José Gonzalo Rangel, Carla Ysusi, Antonio Noriega, Alejandro Díaz de León, Alejandro Gaytán, Alfonso Guerra, Daniel Chiquiar, Carlos Capistrán, Victor Guerrero, Carlos Muñoz Hink y dos árbitros anónimos. Agradecimiento especial a Arnulfo Rodríguez por su asesoría en la programación. También agradezco a los participantes de los seminarios: Banco de México, Tecnológico de Monterrey Campus Ciudad de Mexico, Instituto Tecnológico Autónomo de Mexico (ITAM), XI Reunión Anual de la Red de Investigadores de Bancos Centrales del Continente Americano (CEMLA) 2006 en Buenos Aires, Argentina por sus importantes comentarios y sugerencias. Errores que queden son responsabilidad del autor.

<sup>†</sup> Dirección General de Investigación Económica. Email: gbenavid@banxico.org.mx.

## **I. Introducción**

Hoy en día es importante medir los riesgos financieros a fin de tomar mejores decisiones relevantes para la administración de riesgos. Está bien documentado que la volatilidad es una medida de riesgo financiero. La medición de la volatilidad financiera de los precios de los activos es una forma de cuantificar las pérdidas potenciales en portafolios de inversión considerando diferentes escenarios económicos. Una herramienta importante para esta medida es predecir la volatilidad de precios de los rendimientos. En la literatura se observa un número significativo de proyectos de investigación sobre el referido tema. Estos estudios han abarcado una gran variedad de activos, entre ellos, contratos de futuros financieros y no financieros. En términos de futuros financieros de los estudios se han incrementado para el análisis de tipos de cambio, tasas de interés, acciones, índices de acciones, entre otros.

Sin embargo, existe menos investigación sobre el análisis de las volatilidades de rendimientos de precios de la inflación utilizando futuros indexados. Esto es debido a que estos tipos de contratos de futuros existen en relativamente menor cantidad si se compara con sus contrapartes financieras. En otras palabras, los contratos de futuros indexados a la inflación son menos comunes entre los inversores. En los países desarrollados la volatilidad de la inflación a corto plazo es, por lo general, de menor importancia. Esto se debe a que la inflación se mantiene relativamente estable. En la mayoría de estos países el mencionado tipo de contratos de futuros indexados a la inflación ni siquiera existen. Sin embargo, la situación es diferente para los países en

desarrollo. Estos por lo general tienen relativamente más altos niveles de inflación. La volatilidad de la inflación ha sido normalmente mayor en el corto plazo. Como consecuencia, un gran número de compromisos financieros (ya sea las obligaciones a corto o largo plazo) se ven afectados por la incertidumbre inflacionaria. Las tasas nominales de interés tienden a ser mayores cuando eso ocurre. Por lo tanto, las decisiones de inversión en los mercados monetarios y de capitales se ven evidentemente afectadas.

Considerando el esquema de metas de inflación (OI), se ha visto una inflación relativamente estable. Utilizando técnicas econométricas Chiquiar, Noriega y Ramos-Francia (2010) muestran que la persistencia de la inflación en México ha cambiado en torno a la fecha en la cual el Banco de México adoptó un régimen de OI. Se pasó de un proceso persistente a un uno estacionario. Sin embargo, Capistrán y Ramos-Francia (2009) muestran a un grupo de países de América Latina en lo que, las fechas de cambios estructurales en la serie de la inflación, no siempre coinciden con la fecha de la adopción del OI. En el presente trabajo de investigación se pretende contribuir a la literatura de la dinámica de la inflación considerando un análisis de precios de futuros indexados a la inflación para una economía emergente. Se espera que los resultados del mencionado análisis sean relevantes considerando el régimen mexicano actual de OI.

En el presente proyecto de investigación, la volatilidad de la inflación en México se analiza utilizando futuros indexados a la inflación para el período del 13 de octubre, 2003 al 30 de junio, 2010. El análisis de la inflación se realiza desde una perspectiva diferente utilizando los precios de los futuros. Esto se debe a que este tipo de contratos de

derivados tienen frecuencia diaria y los datos están disponibles para la muestra sugerida. Hasta el día de hoy se sabe que los mencionados instrumentos no se han analizado con suficiente detalle. Trabajos de investigación que utilicen los mencionados instrumentos indexados a la inflación con la esperanza de predecir la volatilidad de la inflación de corto plazo son prácticamente inexistentes.

Como el trabajo de Working (1958) explica, las expectativas del futuro nivel de precios se pueden extraer implícitamente utilizando mercados de futuros. México es uno de los pocos países en el mundo, que tiene contratos de futuros para su Índice de Precios al Consumidor (INPC). El análisis que aquí se presenta se considera importante teniendo en cuenta que este país ha experimentado períodos de volatilidad de la inflación relativamente alta en el pasado. La importancia está relacionada con las decisiones de administración de riesgos financieros como se explicó anteriormente.

El objetivo principal de este trabajo es analizar si la heterocedasticidad condicional autorregresiva (ARCH-tipo) que incluyen una variable proxy para la persistencia de la volatilidad, pueden predecir con precisión los riesgos causados por la volatilidad de la inflación dentro de una perspectiva de Valor en Riesgo (VaR). Esto se realiza considerando una cartera teórica de "Unidades de Inversión" (UDIS) de futuros (unidades indexadas a la inflación). El VaR se calcula utilizando modelos ARCH-tipo y su precisión es formalmente probada con pruebas de 'back-testing' (Kupiec: 1995, Jorion: 2000, 2001). El procedimiento consiste en averiguar que exactitud tiene el VaR diario con observaciones de futuros de la UDI. El horizonte del tiempo considerado es de un día de negociación hasta tres meses equivalente hacia adelante. Para un día de negociación se

aplica un enfoque paramétrico. Durante diez días de negociación y más se utilizan simulaciones Bootstrapping (Enfron: 1982) con un enfoque no paramétrico. Si el número de violaciones o "excepciones" al día, es razonable de acuerdo a los criterios de rendimiento de los modelos VaR, los modelos se consideran precisos. De lo contrario, los modelos ARCH-tipo son rechazados. El horizonte de proyección n-días también se interpreta como la probabilidad de que la inflación futura estará dentro de ciertos intervalos de confianza estadística, es decir, un intervalo de confianza del 95%. Se espera que estos resultados pudieran tener implicaciones para el pronóstico de la futura dispersión de la inflación medida a través del Índice de Precios al Consumidor de México.

El esquema de presentación del presente trabajo es el siguiente. La revisión de la literatura se presenta en la Sección II. La motivación y la contribución de este trabajo se presentan en la Sección III. La Sección IV presenta la definición de los precios de futuros. Los modelos se explican en la Sección V. Los datos se detallan en la Sección VI. Sección VII presenta las estadísticas descriptivas. Los resultados se analizan en la Sección VIII. Por último, se concluye en la Sección IX (figuras y tablas están incluidas en el Apéndice).

## **II. Revisión de la Literatura**

La volatilidad histórica se describe por Brooks (2002) como un simple cálculo de la varianza o desviación estándar de los rendimientos del activo de la forma estadística habitual sobre un periodo largo (plazo). Esta variación incondicional o desviación estándar puede llegar a ser un pronóstico de la volatilidad de todos los períodos futuros (Markowitz: 1952). Sin embargo, en este tipo de cálculo existe un inconveniente. Esto se

debe a que la volatilidad incondicional se supone constante durante un período determinado de tiempo. Hoy en día, es bien sabido que los precios financieros varían con el tiempo y también la volatilidad de estos. Este es también el caso de los precios de los productos básicos que se suelen incluir en los índices de inflación. Está bien documentado que los modelos ARCH no lineales pueden proporcionar estimaciones precisas de la volatilidad de precios a través del tiempo. Véase, por ejemplo, Engle (1982), Taylor (1985), Bollerslev Chou, y Kroner (1992), Ng y Pirrong (1994), Susmel y Thompson (1997), Wei y Leuthold (1998), Engle (2000), Manfredo et. al. (2001), entre otros. Sin embargo, la exactitud de de este tipo de modelos no lineales podrían ser, en algunos casos, cuestionable para estimaciones fuera-de-la-muestra (véase Park y Tomek: 1989, Schroeder et al. 1993, Manfredo et. al 2001, Benavides: 2003, 2006, Pong et. al.: 2003).

Sin embargo, existe una literatura cada vez mayor de las consecuencias de la dinámica no lineal para la administración de riesgos financieros (Hsieh: 1993). A la luz de este tema, algunos investigadores han ampliado el trabajo para la aplicación de la volatilidad que varía en el tiempo, en concreto los modelos ARCH-tipo, en las estimaciones de VaR (Brooks, Clara y Persaud: 2000; Manfredo: 2001; Engle: 2003; Giot: 2005; Mohamed: 2005, entre otros).

La mayoría de estos hallazgos mejora el uso de variables en el tiempo en las aplicaciones de los modelos de administración del riesgo utilizando el VaR. Aunque, hay varios trabajos de investigación, que utilizan este tipo de modelos de series de tiempo, no

existe en la literatura algún estudio empírico que estime VaR con modelos ARCH-tipo para futuros indexados a la inflación en una economía emergente.

### **III. Motivación y Contribución**

La mayoría de estos hallazgos sugieren una mejora en el uso de variables de series de tiempo, en las aplicaciones de los modelos de administración del riesgo utilizando el VaR. Aunque existen varios trabajos de investigación que utilizan este tipo de modelos de series de tiempo financieras, aún no se cuenta con algún trabajo de investigación que analice dentro del contexto de un VaR, series de futuros indexados a la inflación para una economía emergente.

Trabajos anteriores han aplicado modelos no lineales dentro de un marco de VaR con el fin de calcular el capital mínimo requerido por riesgo (MCRRs) (Hsieh: 1991; Brooks Clara, y Persand: 2000). MCCR se define como la cantidad mínima de capital necesaria para manejar con éxito portafolios, considerando un porcentaje previamente especificado de las posibles pérdidas (Brooks, Clara y Persand: 2000). Este concepto es relevante para los bancos y los reguladores bancarios. Para el regulador es importante exigir a los bancos que mantengan el capital suficiente para que los bancos pudieran absorber las pérdidas imprevistas. Estas prácticas de reglamentación se originan en el original de Acuerdo de Basilea de 1988. A pesar de que existe un acuerdo amplio sobre la necesidad de MCRRs hay, sin embargo, menor consenso para un acuerdo sobre el método para calcularlas. Al estimar el VaR de los bancos de carteras financieras se es

posible calcular la cantidad de MCRRs necesarios para cumplir con los requisitos de supervisión bancaria.

En este proyecto las obras de Hsieh (1991) y Brooks Clara, y Persaud (2000) se extienden. La adición es que se utilizan MCRRs estimados para los contratos de futuros, al mismo tiempo, se incluyen condiciones diferentes para los modelos ARCH-tipo. La especificación aquí propuesta incluye una variable proxy para la persistencia de la volatilidad, que se mide de una manera diferente dentro de la especificación ARCH. Esto también tiene implicaciones para las proyecciones de inflación. Al considerar una metodología similar a la utilizada en Hsieh (1991) y Brooks Clara, y Persaud (2000), es posible tener una idea del nivel futuro de la inflación considerando niveles de confianza estadística determinada. Por ejemplo, si un VaR con nivel de confianza del 95% con un horizonte temporal de un mes se aplica, es posible cuantificar el alcance de una posible inflación en un mes con un 95% de certeza estadística. De la misma manera, es posible cuantificar cuáles son las posibilidades de observar los valores extremos (los que están fuera del intervalo del 95% en una distribución paramétrica y no paramétrica), este último mediante la aplicación de métodos de remuestreo. Además, la precisión será más rigurosa para los modelos ARCH-tipo en el cálculo del VaR, ya que éstos incluyen un componente de la persistencia de la volatilidad. Estos modelos se evalúan con el back-testing en términos del número de violaciones que ocurrieron dentro de los intervalos de confianza. La hipótesis nula a probar es la siguiente,  $H_0$ : los modelos ARCH-tipo no-lineales no son precisos para estimar el VaR, cuando se incluye una variable que

considera la persistencia de la volatilidad. Para probar la hipótesis nula se utilizará la metodología de Kupiec (1995) y Jorion (2001) de control a posteriori.

Por lo tanto, estos hallazgos aportan nuevos conocimientos a la literatura académica existente, dado que los modelos se aplican a la inflación. Los resultados podrían ser del interés de los agentes involucrados en las decisiones de administración de riesgos relacionados con las proyecciones de inflación. Estos grupos de personas podrían ser banqueros privados, los responsables de políticas públicas, inversores, operadores de futuros, bancos centrales, investigadores académicos, entre otros. En particular, este tema podría ser de interés para los tomadores de decisiones en los países que han tenido volatilidad de la inflación relativamente alta. Normalmente, estos países son países en desarrollo.

Una contribución adicional es que un análisis de la dinámica de la inflación se lleva a cabo para la economía mexicana en los mercados de derivados y spot. Como es sabido, el proceso de inflación en México pudo haber sido impactado por varias decisiones de política monetaria. A pesar de que el objetivo de este trabajo no es estudiar los efectos de estas políticas en el proceso de inflación, la presente investigación podría arrojar algo de luz a los estudios pertinentes, que están relacionados con la dinámica de la inflación en México. Esto se debe a las densidades del mundo real (para la medición del VaR) que se estiman en la presente investigación.

## IV. Definición de Precios de Futuros

De acuerdo a Hull (2003, pág. 706) un precio de futuro es el precio de entrega que se pacta en la actualidad aplicable a un contrato de futuros, para entregar el activo en una fecha determinada en el futuro. Un contrato de futuros obliga a los participantes a comprar o vender un activo (en función de su posición, es decir, larga ó corta respectivamente) a un precio de entrega predeterminado durante un período de tiempo futuro determinado. Estos contratos se pueden utilizar para cubrir la exposición financiera de la toma de posiciones específicas. Estos están 'marking-to-market' en el mercado diario, lo que significa que las ganancias y las pérdidas se realizan cada día de negociación a través de una cámara de compensación. El precio de liquidación es por lo general una media ponderada de los precios más cerca del final de la jornada. El cálculo del precio de liquidación varía entre el activo subyacente y los futuros (derivados).<sup>1</sup>

En la Bolsa Mexicana de Derivados (MexDer) hay varias formas para calcular el precio de liquidación de los contratos de futuros indexados a la inflación (UDI). Por ejemplo, una forma de calcularlo es mediante la obtención de una media ponderada de los precios de los últimos cinco minutos de la negociación. Sin embargo, estos futuros UDI se caracterizan por tener el volumen de operaciones relativamente bajo. Un método común cuando no hay negociación (no hay volumen para un día de negociación específico) es utilizado por MexDer que calcula un precio de futuro teórico de acuerdo con la siguiente fórmula:

---

<sup>1</sup> Para una buena referencia sobre la mecánica de los mercados de futuros el lector interesado puede referirse a Fink y Feduniak (1988).

$$F_0 = UDI_t \left( \frac{1 + i_{t,T}^N \left( \frac{T}{360} \right)}{1 + i_{t,T}^R \left( \frac{T}{360} \right)} \right) \quad (1)$$

donde  $F_0$  es el precio de futuros actual, la UDI representa el valor de la UDI en el día  $t$ , que es publicado por el Banco de México en el Diario Oficial de México (Diario Oficial de la Federación),  $i_n$  representa la tasa de interés nominal observado en el día  $t$  calculado para México Certificados de Depósitos del Gobierno (Cetes) con un vencimiento equivalente a la vida del contrato de futuros específicos en días ( $T$ ),  $i_r$  es la tasa de interés real observada en el día  $t$  calculado a partir del UDIbono con un vencimiento relevante publicado por Valmer (proveedor de precios en México).<sup>2</sup> Por último,  $T$  representa el número de días que restan para el vencimiento del contrato de futuros.<sup>3</sup> MEXDER publica en su página web, los precios de los futuros de la serie para cada contrato de la UDI.<sup>4</sup> Información sobre el contrato de la UDI se puede observar con más detalle en el cuadro 1 del apéndice. Dado que estos precios se observan (del mercado), no hay necesidad de obtener datos adicionales de las tasas de interés ya que

<sup>2</sup> ValMer es un acrónimo en español de 'Valuación de Mercado S.A de C.V'.

<sup>3</sup> En libros de texto financieros es común ver que el precio teórico del futuro (forward) se expresa en tiempo continuo, (Hull: 2003, pg. 46):  $F_0 = S_0 e^{rT}$ . Donde  $F_0$  es el precio actual del futuro (forward),  $S_0$  es el precio actual spot,  $e$  es igual a la función  $e(\cdot)$ ,  $r$  es la tasa de interés libre de riesgo anualizada expresada en tiempo continuo y  $T$  es el tiempo a caducar expresado en años. Para la formula anterior se asume que el active no genera ingreso. Para los propósitos de la actual investigación  $F_0$  es igual a la inflación observada en el precio indizado en el futuro como lo reporta MEXDER (en tiempo discreto) y  $S_0$  la inflación tal cual la publica el Banco de México.

<sup>4</sup> La página web del MEXDER es <http://www.mexder.com.mx/MEX/paginaprincipal.html>

las tasas de interés están implícitas en el cálculo del precio de los futuros teóricos (Ecuación 1).

## V. Los Modelos

### V.1. La especificación GARCH

La volatilidad de las series de tiempo bajo análisis se calcula con los datos históricos. Se sabe que los modelos ARCH (Engle: 1982) son estimadores precisos de la volatilidad variable en el tiempo. Un modelo bien conocido dentro de la familia de modelos ARCH es la univariado Generalizado de heterocedasticidad condicional autorregresiva, GARCH (p, q) modelo. Este modelo se calcula aplicando el procedimiento normal como se explica en Bollerslev (1986) y Taylor (1986).<sup>5</sup> Las fórmulas para el GARCH (p, q) se presentan a continuación. Para el modelo hay dos ecuaciones principales. Se trata de la ecuación de la media y la varianza condicional de la ecuación:

La ecuación de la media,

$$\begin{aligned}\Delta y_t &= \mu + e_t & (2) \\ e_t | I_{t-1} &\sim N(0, \sigma_t^2),\end{aligned}$$

y la ecuación de la varianza,

---

<sup>5</sup> Los modelos ARCH-tipo presentados en este documento se estimaron utilizando Eviews.

$$\sigma_t^2 = \omega + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p \beta_j \sigma_{t-j}^2 . \quad (3)$$

donde  $\Delta y_t$  son las primeras diferencias del logaritmo natural (realizaciones) de la serie bajo análisis en el tiempo  $t$  (el punto de la inflación o el índice de futuros), y  $\varepsilon_t$  es el término de error en el tiempo  $t$ ,  $I_{t-1}$  es la información que se conoce en el momento  $t-1$ ,  $\sigma_t^2$  es la varianza en el tiempo  $t$ .  $\mu$ ,  $\omega$ ,  $\alpha_i$ ,  $\beta_i$  son los parámetros a estimar y se considera la hipótesis de que los errores se distribuyen normalmente. En otras palabras, suponiendo una media constante  $\mu$  (la media de la serie  $\Delta y_t$ ) la distribución de los residuos se supone que es gaussiana con media cero y varianza  $\sigma_t^2$ . Los parámetros se estiman mediante la metodología de máxima verosimilitud aplicando el algoritmo de Marquardt.<sup>6</sup>

Teniendo en cuenta que el supuesto de normalidad de los residuos se ha dicho no se sostiene, la metodología de Bollerslev y Wooldridge (1992) se utiliza para estimar los errores estándar consistentes. Con este método los resultados arrojan errores estándar robustos. Este método se deriva de los estimadores de la cuasi-estimación de máxima verosimilitud. Por lo tanto, los coeficientes son robustos a pesar de la suposición de normalidad que no se cumple en los datos.<sup>7</sup> Los coeficientes estimados son fiables una

---

<sup>6</sup> Este algoritmo modifica el Gauss-Newton al añadir una matriz de corrección a la aproximación Hessiana. Esto permite manejar problemas numéricos cuando los productos de la periferia son 'near singular', lo cual aumenta la probabilidad de convergencia de los parámetros.

<sup>7</sup> Para más detalles sobre la cuasi-estimación de máxima verosimilitud el lector interesado se puede referir a Bollerslev and Wooldridge (1992).

vez que son estadísticamente significativas y la suma de los  $\alpha + \beta < 1$  (de lo contrario la serie se considera explosiva, Taylor: 1986).

## V.2. El modelo 'Threshold GARCH'

Otro modelo utilizado en este trabajo es el modelo de umbral GARCH ('Threshold GARCH'). Este modelo también se conoce como el modelo TARCH. Se postuló por Glosten, Jaganathan y Runkle (1993) y Zakoian (1994). En comparación con el modelo GARCH (p, q) la especificación del modelo TARCH implica un término adicional en la ecuación de la varianza condicional,

$$\sigma_t^2 = \omega + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p \beta_j \sigma_{t-j}^2 + \sum_{k=1}^r \delta_k \varepsilon_{t-k}^2 I'_{t-k} \quad (4)$$

donde  $I'_t = 1$  si  $\varepsilon_t < 0$  y 0 en caso contrario. La intuición de este modelo es que una mala noticia  $\varepsilon_t < 0$  tendrá un impacto diferente sobre la varianza condicional en comparación con buenas noticias  $\varepsilon_t > 0$ .<sup>8</sup> En caso de una buena noticia el impacto es en  $\alpha_i$  y para las malas noticias el impacto es en  $\alpha_i + \delta_i$ . Si  $\delta_i > 0$ , habrá un mayor incremento en la volatilidad impulsado por las malas noticias.. Si  $\delta_i \neq 0$ , este modelo se aplica normalmente para estimar la volatilidad del precio de las acciones teniendo en cuenta el efecto apalancamiento en las acciones.<sup>9</sup>

<sup>8</sup> Buenas noticias hace referencia al rendimiento positivo de los activos financieros. Las malas noticias es todo lo contrario.

<sup>9</sup> El efecto de apalancamiento sobre las existencias se refiere a la volatilidad asimétrica teniendo en cuenta que un sentimiento de mercado bajista tiene mayor volatilidad de los precios si se compara con un sentimiento de mercado alcista. En el mercado a la mayor incertidumbre acerca de la corriente de flujo de

Para el caso de los futuros de índice de inflación, el modelo asimétrico TARARCH se aplica en sentido contrario. He aquí que las malas noticias se consideran los aumentos de la inflación por lo tanto, el impacto de noticias se magnifican si  $\varepsilon_t > 0$ . En otras palabras, el modelo se ajusta para dar una asimetría en la volatilidad de la inflación con rendimientos positivos. Esto es más relevante para los países que tienen una historia de alta inflación. Se sabe que cuando hay períodos de alta inflación, es común observar la volatilidad de la inflación alta.

Es importante señalar que para el control de estacionalidad (datos de precios spot) una variable de indicador se incluye en la ecuación de la media y la varianza. Esta variable dicotómica toma el valor de uno cada vez que hay un anuncio de la inflación y cero en caso contrario. Además, a esta serie se le incluye un componente autorregresivo de segundo orden (orden elegido por el Criterio de Información Akaike) con el fin de tener una mejor especificación de la estructura de la serie.

### ***V.3. El modelo VaR***

El VaR es una medida útil del riesgo.<sup>10</sup> Se desarrolló en la década de 1990 por la Corporación JP Morgan. Según Jorion (2001) "VaR resume la pérdida máxima esperada en un horizonte específico con un intervalo de confianza dado." A pesar de que es un valor estadístico, la mayoría de las veces se presentan en términos monetarios. La

---

efectivo podría provocar que el precio de las acciones disminuya y la empresa aumentaría su ratio de apalancamiento, lo cual no es deseable (Brooks: 2002).

<sup>10</sup> Valor en Riesgo es normalmente abreviado como VaR. Una diferencia de esta abreviatura a la de los modelos vectoriales autorregresivos, es que, estos últimos generalmente se abrevian como VAR.

intuición es tener una estimación de los posibles cambios en el valor de un activo financiero como resultado de cambios en el mercado (sistémico) en un horizonte de tiempo especificado (Mohamed: 2005). También se utiliza normalmente para obtener la probabilidad de pérdidas de una cartera financiera de los contratos de futuros. Suponiendo normalidad, la estimación del VaR es relativamente fácil de obtener a partir de modelos GARCH. Por ejemplo, para un nivel de confianza de un día de negociación del 95% intervalo de VaR, se calcula la desviación estándar GARCH (para el día siguiente) se multiplica por 1.645. Si las previsiones de la desviación estándar son, digamos, 0.0065, el VaR es de aproximadamente 1.07%. Para interpretar este resultado se podría decir que un inversor puede estar un 95% seguro de que él o ella no va a perder más de 1.07% del valor de los activos ó la cartera en un día. Sin embargo, un problema con el enfoque paramétrico es que si el rendimiento de los activos observados difiere sustancialmente de una distribución normal, el modelo estadístico aplicado puede ser incorrecto utilizar (Dowd, 1998).

Así que, como se dijo anteriormente, al utilizar modelos VaR es necesario hacer una suposición sobre la distribución de los rendimientos. A pesar de que la normalidad es a menudo asumida para el precio de las series de rendimientos, se sabe que en la práctica esta hipótesis es muy cuestionable (Mandelbrot: 1963, Fama: 1965, Engle: 1982, 2003). Si los retornos diarios están divididos por las desviaciones (ajustadas) de una modelo TARARCH estándar, la nueva serie tiene una volatilidad constante de uno con una distribución no normal (Engle: 2003). Para estos 'residuos estandarizados' la curtosis debe estar por encima de lo normal, por lo tanto una distribución no normal, se supone en

el VaR. Este método se considerará para el cálculo del VaR para el horizonte temporal de un día de negociación. Sin embargo, también hay otro enfoque que también se aplicará en este proyecto para horizontes de tiempo de más de un día de negociación. Este último se explica a continuación.

Para horizontes de tiempo de más de un día de negociación (diez, treinta y noventa días de negociación), la metodología bootstrap de Enfron (1982) se aplicará.<sup>11</sup> El hecho de que los retornos de la serie no son normalmente distribuidos motiva el uso de un procedimiento no paramétrico como el mencionado. El procedimiento utilizado en Hsieh (1993) y Brooks Clara, y Persand (2000) se considera aquí. En este último se pone a prueba empíricamente el funcionamiento de ese modelo de VaR para los contratos de futuros negociados en el London International Futures Exchange Financiera (LIFFE).<sup>12</sup> Un paradigma similar se aplica aquí para contratos de futuros indexados a la inflación (UDI). Así, una cartera hipotética de futuros UDI se considera y se estiman los MCRRs. Estos valores estimados MCRRs de la cartera de la UDI se comparan con los observados (histórico) la inflación. Este análisis permite evaluar la forma correcta de los modelos ARCH-tipo en términos de MCRRs para el caso de la estimación para la inflación de futuros indexados. Sin embargo, otro objetivo es analizar el rendimiento de estos en cuanto a la pertinencia para ofrecer un límite superior para la inflación. Es decir, cuáles

---

<sup>11</sup> El bootstrapping es un método de remuestreo utilizado para inferir la distribución de una serie, que se deriva de los datos de la muestra de la población. Esto normalmente se calcula mediante simulaciones. Se dice que es un método no paramétrico, dado que no se toman muestras repetidas de distribuciones estadísticas conocidas. Por otro lado, una simulación de Monte Carlo se basa en muestras repetidas de distribuciones asumidas. En este proyecto de investigación se utiliza el lenguaje Eviews para simulaciones.

<sup>12</sup> Estos contratos incluyen el de futuros FTSE-100 de acciones.

son las probabilidades estadísticas de que la inflación va a ser suficiente alta para estar fuera del intervalo de confianza superior (positivo).

Para calcular una estimación del VaR adecuada es necesario conocer la máxima pérdida que puede tener una posición en la vida del contrato de futuros. En otras palabras, al replicar con el remuestreo de los valores diarios de una posición larga de futuros es posible obtener la posible pérdida durante el período de la muestra. Esto se obtiene con el valor más bajo replicado. El mismo razonamiento se aplica para una posición corta. Pero en este caso, la mayor pérdida posible, se obtendrá con el valor más alto replicado.<sup>13</sup> Siguiendo a Brooks, Clara y Persaud (2000) y Brooks (2002) las fórmulas son las siguientes. La pérdida máxima (L) viene dada por

$$L = (P_0 - P_1) \times \text{Número de contratos} \quad (5)$$

donde  $P_0$  representa el precio al que inicialmente el contrato se compra ó se vende, y  $P_1$  es el más bajo (más alto) precio simulado para una posición larga (corta), respectivamente, durante el período de vida del contrato. Sin pérdida de generalidad se puede suponer que el número de contratos es uno. Algebraicamente, lo siguiente puede expresarse,

$$\frac{L}{P_0} = \left(1 - \frac{P_1}{P_0}\right). \quad (6)$$

teniendo en cuenta que  $P_0$  es una constante, la distribución de L dependerá de la distribución de  $P_1$ . Es razonable suponer que los precios se distribuyen log normal (Hsieh:

---

<sup>13</sup> Como es bien conocido en la mecánica del mercado de futuros descensos en los precios de futuros significa pérdidas para las posiciones largas y el aumento de los precios de futuros significa pérdidas para las posiciones cortas.

1993), es decir, el registro de los cocientes de los precios se distribuyen normalmente. Sin embargo, este supuesto no se considera aquí, dado que las distribuciones empíricas de las series en estudio no son normales. Sin embargo, el registro de los cocientes de los precios se transforma en una distribución normal estándar considerando la metodología de JP Morgan de Riskmetrics (1996). Esto se realiza haciendo coincidir los momentos de la de distribución de los precios a una distribución de un conjunto de los posibles valores conocidos (Johnson 1949). De acuerdo a Johnson (1949) una variable normal estándar se puede construir restando la media de los rendimientos de una serie y luego dividirlo por la desviación estándar de la serie,

$$\frac{\ln\left(\frac{P_1}{P_0}\right) - \mu}{\sigma} . \quad (7)$$

La expresión anterior es de aproximadamente una distribución normal. Se sabe que el 5% inferior (superior) del valor crítico de la cola es -1.645 (1.645).

De la ecuación 6, se puede expresar,

$$\frac{L}{P_0} = 1 - \exp[-1.645\sigma + \mu] \quad (8)$$

cuando la pérdida máxima de la posición larga se obtiene. Para el caso de encontrar la máxima pérdida posible de la posición corta se aplica la siguiente fórmula,

$$\frac{L}{P_0} = \exp[1.645\sigma + \mu] - 1. \quad (9)$$

El MCRRs de la posición corta se puede interpretar como un umbral superior a la inflación. Este será el umbral de interés dado que en la economía mexicana era común

observar aumentos de la inflación<sup>14</sup>. Por otra parte, era relativamente raro ver eventos de deflación (para eventos de deflación la posición larga es la de mayor interés). MCRRs para ambas posiciones se presentan en este trabajo. Sin embargo, el MCRRs para las estimaciones de posición larga no será analizado. Sólo el MCRRs de la posición corta es de interés y éstos van a ser interpretados y analizados. Este último dará un valor pronóstico de inflación extrema para un período de n días, con un 95% de confianza. Las estimaciones son las que se dan del lado positivo de la distribución (la cola de la derecha), es decir, que están en los niveles de inflación positiva.

Las simulaciones se llevaron a cabo de la siguiente manera. Los modelos GARCH y TARCH se estimaron con el remuestreo usando los residuos estandarizados de la muestra (en lugar de residuos tomados de una distribución normal, como se menciona en la ecuación 2). La variable de la UDI fue simulada, con el remuestreo, para el horizonte temporal relevante (días 10, 30 o 90 de negociación) con 10,000 repeticiones. La fórmula utilizada fue  $UDI_t = UDI_{t-1}e^{rendiT}$  (donde la UDI es el futuro o el precio al contado, el resto de la notación es la misma que se estableció anteriormente). De las simulaciones UDI los valores máximo y mínimo fueron tomados con el fin de tener la MCRRs de las posiciones cortas y largas, respectivamente.

---

<sup>14</sup> Para el periodo de estudio sólo se ha observado deflación en pocas ocasiones. Esto ocurrió en mayo de 2004, 2009, 2010.

## **VI. Datos**

### ***VI.1. Fuente de los Datos***

Los datos son frecuencia diaria y los precios de los futuros son del cierre del mercado. La fuente es Banco de México y MexDer, para datos spot y de futuros respectivamente. El período de la muestra de análisis es más de siete años a partir del 13/10/2003 al 30/06/2010. El tamaño de la muestra consta de 1,753 observaciones diarias. El período de la muestra fue seleccionada de acuerdo a la disponibilidad de datos de futuros de UDI. Estos iniciaron formalmente operaciones el 13 de octubre de 2003. Esta es la fecha de comienzo del período de la muestra utilizada en este proyecto. El tamaño de la muestra se considera lo suficientemente grande para la tarea de estimación por realizar. Teniendo en cuenta que el horizonte temporal de estas simulaciones es relativamente corto (hasta tres meses antes) no hay necesidad de un mayor tamaño de muestra.<sup>15</sup> Los contratos de la UDI tienen fechas de entrega de hasta cinco años. La periodicidad de los vencimientos de los contratos es mensual hasta un año y trimestral para los cuatro años restantes. El MEXDER es relativamente nuevo en comparación con otros mercados de derivados en todo el mundo. Comenzó sus operaciones en 1998.

### ***VI.2. Transformación de los Datos***

Para crear una serie temporal de los precios de los futuros un número significativo de los investigadores utiliza los precios de los contratos de futuros más cercano a la madurez o con el volumen de operaciones superior. Estos procedimientos tienen el

---

<sup>15</sup> No obstante, una actualización de la muestra se hizo hasta octubre de 2010. Las estimaciones (disponibles bajo petición) no muestran cambios cualitativos.

inconveniente de crear un patrón de "saltos" en la serie de precios al cambiar los precios de un contrato de futuros a otro. Este tipo de "saltos" no son realistas. A pesar de que, los "saltos" son observables en los precios de futuros no es, por lo general, un patrón claro como el que se crea utilizando métodos de interpolación. Con el fin de evitar estos "saltos" al crear una serie temporal de los precios de futuros de contratos diferentes (Pelletier, 1983; Wei y Leuthold: 1998), propusieron crear precios de futuros sintéticos.<sup>16</sup> Estos fueron calculados por un procedimiento que es básicamente una interpolación de los precios de futuros de diferentes contratos de futuros de vencimiento (Herbst et al 1989, y Kavussanos Visvikis.: 2005). Este procedimiento crea un vencimiento fijo promedio ponderado de precios de futuros basados en los precios futuros observados y los días hasta el vencimiento de los dos contratos más cerca a caducidad. La fórmula utilizada para obtener el precio de los futuros sintéticos se muestra en la ecuación 12 a continuación,<sup>17</sup>

$$SYN_T = F_j \left[ \frac{(T - T_i)}{(T_j - T_i)} \right] + F_i \left[ \frac{(T_j - T)}{(T_j - T_i)} \right] \quad (10)$$

donde  $SYN_T$  es el precio de los futuros sintéticos para la entrega a  $T$ ,  $F_j$  es el precio del contrato de futuros  $j$  expira a  $T_j$ ,  $F_i$  es el  $i$  contrato de futuros sobre los precios

---

<sup>16</sup> Los precios de los futuros sintéticos se calcularon utilizando Visual Basic para Aplicaciones lenguaje de programación en Excel.

<sup>17</sup> Los términos de precio de los futuros sintéticos y el precio de futuros son sinónimos para el resto de este artículo.

que expira a  $T_i$ ,  $T$  es igual a 30, el plazo elegido constante en el número de días,  $T_i$  es el vencimiento del contrato  $i$  en los días restantes,  $T_j$  es el vencimiento del contrato  $j$  en los días restantes,  $j = i + 1$ , con  $T_i \leq t \leq T_j$ .

El tiempo de expiración de los precios de los futuros sintéticos se calcula como  $T$  es igual a 30 días. Esto significa que un precio de plazo fijo de 30 días de futuros sintéticos se calculó. Esto se considera un momento oportuno a vencimiento, ya que menos tiempo a vencimiento podría haber mostrado mayor volatilidad. Esta situación se observa en los documentos de la investigación empírica, que han encontrado que la volatilidad de los precios de futuros aumenta, conforme un contrato se acerca a su fecha de expiración (Samuelson: 1965). Esto podría ser el caso de los contratos de futuros de menos de 30 días restantes. Una mayor volatilidad esperada por el tiempo de expiración podría sesgar los resultados de este análisis.

## VII. Estadística Descriptiva

Esta sección presenta las estadísticas descriptivas para el diario (observado) de las volatilidades spot de la UDI y la volatilidad de los pronósticos de los futuros de los modelos. Antes de ajustar los modelos GARCH y TARARCH se llevó a cabo una prueba de efectos ARCH para las series bajo análisis. Esto se hizo con el fin de ver si este tipo de modelos son adecuados para los datos (Brooks: 2002). La prueba realizada fue el ARCH-LM de acuerdo al procedimiento de Engle (1982).<sup>18</sup> De acuerdo con los resultados ambas

---

<sup>18</sup> Estas pruebas se realizaron utilizando mínimos cuadrados ordinarios en una regresión logarítmica de los rendimientos de la serie bajo análisis en contra de una constante. La prueba ARCH-LM se realiza en los residuos de esa regresión. La prueba consiste en analizar en una segunda regresión, los residuos

series en estudio tienen efectos ARCH. Bajo la hipótesis nula de homocedasticidad en los errores los F-estadísticos 31.6153 para spot y 7.8217 para los precios futuros (el valor crítico es de 3.84 para 378 grados de libertad) rechazan la hipótesis nula a favor de heterocedasticidad en los errores.

La series también se probaron para la identificar alguna posible dependencia no lineal con la prueba de BDS (Brock et al. al. 1996). Este tipo de prueba se distribuye asintóticamente como una variable normal estándar. La nula es que las series de base tienen una distribución independiente e idéntica (iid). Estas pruebas pueden detectar varios tipos de comportamiento que no sea iid (Hsieh, 1991). Si la hipótesis nula es rechazada, es conveniente utilizar los modelos GARCH. La Tabla 2 presenta los resultados de las pruebas de BDS. Se puede observar en la Tabla 2 que la hipótesis nula es rechazada tanto para los futuros y como los precios spot. Considerando a Hsieh (1991) y Brooks, Clara y Persaud (2000) el número de dimensiones incorporadas ( $m$ ) y el  $\epsilon$  elegido están dentro del rango de 2 a 5 y 0.50 a 1.50, respectivamente. En la prueba  $m$  se refiere al número de puntos consecutivos en el conjunto de los datos y  $\epsilon$  a la distancia entre los datos. Si las observaciones de la serie son realmente iid, entonces para cualquier par de puntos, la probabilidad de que la distancia entre estos puntos sea menor o igual a  $\epsilon$  será constante. Cabe destacar que no existe una fórmula única para elegir los valores óptimos de  $m$  y  $\epsilon$ . Esta es la razón por la cual el rango propuesto se utiliza considerando pruebas similares que se encuentran en la literatura como se

---

cuadrados frente a valores constantes y rezagados de los residuos. La hipótesis nula es que los errores son homoscedásticos. Un F-estadístico se utilizó para poner a prueba la hipótesis nula. La prueba se llevó a cabo con diferentes grupos rezagos de 2 a 10. Todos tienen los resultados cualitativos iguales.

mencionó anteriormente. Sin embargo, pruebas de robustez fueron aplicadas para el uso de valores en las proximidades de la gama propuesta. No hay cambios cualitativos en los resultados, es decir, los datos analizados no son independientes.

La figura 1 presenta los registros de los precios al contado (spot) y el futuro de la UDI y sus respectivas volatilidades diarias durante el tiempo que se analiza.<sup>19</sup> Se puede observar que el precio del futuro está por lo general por encima del precio de contado. Esto podría ser un indicador de que la inflación esperada se refleja en los precios de futuros (Working: 1958). Además, se puede observar que la volatilidad de los futuros es considerablemente mayor que la volatilidad de los precios de contado.

La Tabla 3 muestra los estadísticos descriptivos de la volatilidad diaria y la volatilidad de los modelos de predicción. La parsimoniosa especificación GARCH (1,1) y TARARCH (1,1) fueron elegidas de acuerdo a los resultados obtenidos a partir de criterios de información (criterio de información Akaike y Schwarz en pruebas de criterio). Los parámetros del modelo fueron positivos y estadísticamente significativos al nivel del 1%. La suma de  $\alpha_1 + \beta_1$  fue menor que uno. Los exámenes de diagnóstico en los modelos fueron aplicados para garantizar que no hubo problemas graves de errores de especificación. La función de autocorrelación, así como la prueba de BDS se aplicó en los residuos estandarizados obtenidos a partir de los modelos de pronóstico. Ambos muestran que estos residuos son i.i.d.<sup>20</sup>

Como se puede observar en la Tabla 3 las medias de la serie de futuros UDI son las que tienen los valores más altos (las volatilidades diarias y los pronósticos de

---

<sup>19</sup> La volatilidad diaria se define simplemente como el valor absoluto del retorno.

<sup>20</sup> Estos resultados están disponibles bajo petición.

volatilidad). Estos hallazgos son consistentes con la Figura 1, donde la volatilidad diaria de los futuros se ve normalmente mayor que la volatilidad de los precios spot. Las distribuciones en dicho cuadro se muestran sesgadas y leptocúrticas lo que indica la no normalidad de los rendimientos y las estimaciones de pronóstico. Esto es consistente con el trabajo de Wei y Leuthold (1998) quienes analizan la volatilidad de precios de futuros de productos básicos agrícolas.<sup>21</sup> La Tabla 4 presenta los coeficientes de autocorrelación de los rendimientos de la UDI. Se puede observar que no hay autocorrelación (hasta diez rezagos) en la serie lugar UDI y la autocorrelación significativa se encontró para la serie de futuros de UDI. Las series de rendimientos absolutos muestran cierta evidencia de correlación serial para la volatilidad la cual es variable en el tiempo. Esto justifica aún más el uso de modelos ARCH-tipo para el modelado de estas series.

Por último, las Figuras 2 y 3 presentan las observaciones de la volatilidad diaria (línea superior) y las estimaciones de los modelos de pronósticos de volatilidad del futuro y la serie spot respectivamente (líneas abajo). Se puede observar que los modelos capturan la agrupación de la volatilidad en la muestra de la volatilidad diaria. Para las series de rendimientos UDI spot también es posible observar la estacionalidad. Hay períodos en los cuales la volatilidad es sistemáticamente estable. El correlograma en el Cuadro 4 muestra que la prueba con diez rezagos,  $Q(10)$ , es estadísticamente significativa, lo que corrobora la presencia de la estacionalidad de la serie spot. La razón

---

<sup>21</sup> Es importante señalar que la mayoría de los precios de los productos agrícolas mexicanos forman parte del INPC de México por lo tanto, la evolución de los precios se consideran en la UDI.

para observar este patrón es que la inflación se publica por el Banco Central de México dos veces al mes.<sup>22</sup>

Esto ocurre en los días 10 y 25 de cada mes. Si estos días son días no laborables la publicación se realiza el día hábil anterior. Entre estas fechas la inflación se escala multiplicando la última cifra observada por la raíz cuadrada de  $h$ , donde  $h$  es el horizonte temporal antes del día del próximo anuncio de la inflación. Dada la naturaleza de este pronóstico de la inflación a escala-se puede observar el patrón de estacionalidad. Es decir, cada vez que hay una publicación sobre la inflación (días 10 y 25) la volatilidad observada en esos días es mayor en comparación con los períodos en los cuales no hay publicación. Este último período muestra una volatilidad relativamente estable, lo que se puede observar en la Figura 3 como segmentos de líneas casi horizontales. Por lo tanto, se puede decir que la estacionalidad de la inflación de los precios spot UDI se explican por la llegada de nueva información. Sin embargo, la estacionalidad, aparentemente, no está presente en la serie de futuros, dada la naturaleza de este instrumento financiero en el mercado transable (Figura 2). Esto también se puede corroborar en la tabla 4 para las series de rendimientos de futuros, donde se pueden observar pequeños valores de  $Q$ .

La inclusión de una variable dummy para controlar por la estacionalidad, como se explica en la Sección V.2 anterior muestra una mejora en el pronóstico de la volatilidad. Esto se puede observar en los gráficos mediante la comparación del pronóstico sin variables dummy (no se presentan en este trabajo) y con la inclusión de variables dummy

---

<sup>22</sup> Para obtener más información acerca de los procedimientos de publicación de la inflación el lector interesado puede consultar el Boletín Oficial Mexicano: Diario Oficial de la Federación, del 25 de junio 2002.

estacionales. Es importante señalar que el coeficiente de la variable dummy fue estadísticamente significativo en la ecuación de la varianza, pero no en la ecuación de la media (modelos ARCH-tipo). No hay acuerdo en la literatura acerca de cómo lidiar con el problema de la estacionalidad o que variables dummy deben incluirse, sin embargo, en este proyecto de investigación, algunas herramientas econométricas se implementan con el fin de minimizar el posible problema de la presencia de estacionalidad en la serie y su influencia en el pronóstico de la volatilidad. Como se ha mencionado previamente estas herramientas econométricas son autorregresivos y términos de media móvil en la ecuación de media, así como variables dummies para ambas.

Las consecuencias de estos pronósticos son que capturan bastante bien la dinámica de la volatilidad diaria de ambas series en estudio. Tanto el GARCH (1,1) y el TARARCH (1,1) ajustado muestran pronósticos que predicen una alta volatilidad, cuando en realidad la volatilidad diaria real fue elevada y predicen una volatilidad baja, cuando la volatilidad diaria real fue baja. Los pronósticos son relativamente consistentes en términos de captar la dinámica de básicamente todos los días en la muestra. Una vez más, esto se puede observar en las Figuras 2 y 3 en el Apéndice.

## VIII. Resultados

### VIII.1 Método Paramétrico

Una vez que la estimación de volatilidad al día siguiente se obtiene los intervalos de confianza al 95% son creados multiplicando 1.645 por la desviación estándar condicional prevista (a partir del modelo GARCH). Se hace un análisis sobre el número de veces que el rendimiento observado de la UDI está por encima de ese umbral del 95% (se le llama una violación o una excepción). Una vez más, la parte positiva (cola derecha de la distribución) es el de mayor interés dado que la inflación es positiva lo que causa más preocupación para las economías de inflación relativamente alta, por lo tanto, el interés en la predicción de que sea alta.<sup>23</sup> La Figura 4 muestra la inflación spot y los intervalos de confianza de los futuros. Se puede observar que los rendimientos spot de la UDI estuvieron en su mayoría dentro del nivel de confianza del 95% para los pronósticos diarios. Sin embargo, hubo violaciones en 72 días, que representan el 4.12% del número total de observaciones. Teniendo en cuenta que un nivel de confianza del 95% se aplica el modelo no debe exceder el valor en riesgo más de 5% (Jorion: 2001). La hipótesis nula en este caso es no es rechazar el modelo porque tiene menos del 5% violaciones. La situación es diferente cuando los precios al contado se utilizan para calcular los intervalos de confianza del 95%. La Figura 5 muestra intervalos de confianza construidos con el spot de la UDI (no el futuro). Para este caso el número de violaciones es de 141, lo que representa 8.05% del número total de observaciones. El modelo se rechaza. La

---

<sup>23</sup> Aunque para algunas economías puede ser de interés predecir la deflación. Para ese caso, es importante ver el lado negativo de la distribución. Esto es equivalente a tomar una posición larga en la cartera.

aplicación de la prueba Kupiec según explicada por Jorion (2000), considera una región de no rechazo (en base a interpolación) que es de  $50 < x < 131$ . Así, el modelo todavía no es rechazado para los precios de futuros, pero rechaza al utilizar los precios al contado. La ambigüedad de los resultados a partir de datos diferentes no permite hacer respuestas concluyentes sobre la aceptación del modelo GARCH.

Como se ha explicado antes el supuesto de una distribución normal es altamente cuestionable por lo tanto el concepto de asimetría en el modelo asimétrico TARARCH también se aplica. El procedimiento para aplicar este método se explica en la Sección V.2. Para este caso, la curtosis de la serie es 6.8535 (encima de lo normal) y hay 2.65 desviaciones estándar de distancia de la media con el fin de alcanzar el nivel de confianza del 95%. Por lo tanto, el pronóstico condicional de la desviación estándar se multiplica por más/ menos 2.65 para la construcción de los intervalos de 95%. Teniendo en cuenta estos intervalos el número de violaciones utilizando los precios de futuros es de 57, lo que representa aproximadamente el 3.30% del número total de observaciones. Para los precios al contado el número de violaciones es de 135, lo que representa 7.7% del número total de observaciones. Por lo tanto, considerando una distribución no normal de los rendimientos del VaR el número de violaciones disminuye tanto para los futuros y los precios al contado. Sin embargo, para la serie spot UDI la disminución no fue suficiente para estar por debajo del umbral del 5% (ó para no ser rechazado en la prueba de Kupiec: 1995). La misma conclusión que la anterior para el GARCH (1,1) se aplica aquí.<sup>24</sup>

---

<sup>24</sup> Las cifras de estos resultados están disponibles bajo petición.

## VIII.2 Simulaciones de Remuestreo

La metodología para llevar a cabo las simulaciones se ha explicado en la sección V.3. Considerando a Brooks, Clara y Persaud (2000), una nueva variable se incluye en la ecuación de la varianza condicional del GARCH (1,1) con el fin de captar la persistencia de la volatilidad, que es común en los modelos ARCH-tipo (Gallo y Pacini: 1997 ). La variable proxy se calcula de la siguiente manera,

$$VP_t = \left| \ln \frac{close_t}{close_{t-1}} \right| \quad (11)$$

donde  $VP_t$  representa la persistencia de la volatilidad y cierre representa el dato del cierre de la UDI futuros sobre los precios en el tiempo  $t$ .<sup>25</sup> La inclusión de esta variable proxy se espera capture la persistencia de la volatilidad común en las series de precios financieros. Los cuadros 5 y 6 presentan el VaR para las simulaciones de remuestreo para los futuros y la serie spot respectivamente. Los números de n-días de horizonte considerados en las simulaciones fueron 10, 30 y 90 días de negociación. Las simulaciones se realizaron aplicando el modelo GARCH (1,1), el ajustado TARARCH (1,1) y el GARCH que incluye la variable proxy para la persistencia de la volatilidad representado como GARCH (1,1,  $VP_{t-1}$ ).

---

<sup>25</sup> Ahora la ecuación de la varianza condicional en el GARCH (p, q) es el modelo,

$\sigma_t^2 = \omega + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p \beta_j \sigma_{t-j}^2 + \sum_{k=1}^n \phi_k VP_{t-k}$ , donde la notación es la misma según lo definido anteriormente.

Teniendo en cuenta el hecho de que los rendimientos spot de la UDI tienen autocorrelación (ver Tabla 4) es necesario hacer el ajuste de remuestreo de este mencionado proceso de autocorrelación.<sup>26</sup> El procedimiento postulado por Politis y Romano (1994) se aplica aquí. Esto es básicamente un método en el que los rendimientos autocorrelacionados se agrupan en bloques que no se superponen. Para este caso el tamaño de estos bloques se fija en la estimación. Con el remuestreo de los bloques se vuelven a muestrear. La intuición es que si las autocorrelaciones son insignificantes para una longitud mayor que el tamaño fijo del bloque, entonces este bloque en movimiento estimará muestras con aproximadamente la misma estructura de autocorrelación en la serie original (Brownstone y Kazimi: 1998). Así, con este procedimiento, el proceso de autocorrelación de los residuales casi se replica y es posible obtener una mayor precisión en las series simuladas spot UDI.

De la Tabla 5 se puede observar que para diez días de negociación las posiciones cortas (filas segunda, tercera y cuarta) los MCRRs para todos los modelos están por encima de la inflación observada durante el período de simulación del 17/06/2010 hasta el 30/06/2010. Los mismos resultados cualitativos a los de diez días de negociación se observan durante treinta días de negociación de las posiciones cortas (filas quinta, sexta y séptima) durante el período de simulación de 20/05/2010 hasta el 30/06/2010. Se puede observar que en el modelo GARCH, que incluye el componente de la persistencia de la volatilidad ( $VP_{t-1}$ ), los MCRRs están por encima de la inflación observada durante

---

<sup>26</sup> Estoy agradecido a Alejandro Díaz de León y Daniel Chiquiar por señalar esto. También quiero dar las gracias a Arnulfo Rodríguez por su ayuda para la incorporación de la metodología de Politis y Romano (1994) en el código informático Eviews.

los noventa días de negociación en las posiciones cortas (filas octava, novena y décima), que abarca el período comprendido entre el 23/02/2010 hasta el 30/06/2010. Una explicación para estos resultados es que el componente de la persistencia de la volatilidad en la ecuación de la varianza permite que la persistencia de volatilidad se extinga rápidamente en lugar de poco a poco. En esta situación, los MCRRs se calculan con una menor volatilidad de agrupamiento lo que muestra valores menos extremos en la distribución. Por lo tanto, los significativamente menores MCRRs se calculan. En cuanto al número de violaciones se puede observar que son pocas en términos de análisis del VaR, sin embargo, la mayoría de las estimaciones suelen ser, de manera significativa, conservadoras (es decir, sobreestiman el VaR). Los resultados de los distintos escenarios (plazos) en la Tabla 6 con la serie spot simulada son cualitativamente similares a los resultados de los futuros. Sin embargo, los MCRRs tienden a ser inferiores a los de la serie de futuros. Esto se explica por la mayor volatilidad observada en los precios de futuros en relación con la volatilidad observada de los precios al contado (ver Figura 1 y Tabla 3).

La obtención de valores relativamente altos para los MCRRs en horizontes de tiempo de 90 días de negociación podría explicarse por la persistencia de la volatilidad que forma parte de los modelos ARCH-tipo. En este sentido, estos resultados son consistentes con Brooks, Clara y Persaud (2000), donde se concluyó que los modelos ARCH-tipo tienden a "sobreestimar" el VaR. En el análisis de cartera de inversión (teoría de portafolios) la sobreestimación se considera costosa. Esto se debe a que cantidades innecesarias de capital se destinan a satisfacer los MCRRs. Sin embargo, se observó en

este proyecto que, para horizontes de tiempo de más corto plazo i.e. VaR de un día de negociación, los modelos son relativamente precisos. En concreto, para el caso de la serie de la UDI de futuros fue aceptado el modelo, aunque no fue el caso para la serie spot UDI. Estas ambigüedades en los resultados hacen que sea difícil establecer respuestas concluyentes sobre los modelos ARCH-tipo. Sin embargo, con la inclusión de una variable de persistencia de la volatilidad estos modelos se vuelven más precisos por períodos de menos de 10 días de negociación con los precios de futuros (véase el cuadro 5). Por lo tanto, se concluye que los modelos ARCH-tipo pueden ser útiles para dar algunas ideas acerca de la volatilidad de la inflación futura en algunos casos, pero no en todos. Además, si un modelo GARCH incluye una variable proxy para la persistencia de la volatilidad para un horizonte de tiempo de 10 días a partir de datos de futuros los resultados podrían ser más exactos. Así, en línea con otros trabajos en la literatura se observó que los modelos ARCH tipo tienden a sobreestimar el VaR de más de diez días hábiles debido a la persistencia de la volatilidad en las series.

## **IX. Conclusiones**

La investigación sobre la predicción de volatilidad de los precios de rendimientos en los mercados de futuros se ha realizado ampliamente. Sin embargo, la investigación sobre los pronósticos a corto plazo de los futuros del índice de inflación hasta ahora había sido inexistente. En comparación con otros futuros financieros, los futuros indexados a la inflación son menos comunes y tienen menos de comercio a nivel global.

Para los países desarrollados la inflación suele ser estable y el análisis de su volatilidad no es normalmente una prioridad. Sin embargo, para las economías emergentes la inflación es más volátil y relativamente mayor. Tener algunas ideas sobre lo que podrían ser los posibles niveles de la inflación (o volatilidad de la inflación) es un tema importante para las economías emergentes.

En este proyecto de investigación un análisis de la volatilidad de la inflación a corto plazo de México se presentó. La investigación en este proyecto difiere de la encontrada en la literatura en que los futuros indexados a la inflación se examinan para un país en desarrollo. Los pronósticos de la volatilidad se calculan utilizando modelos ARCH-tipo. Para un caso hipotético de una cartera de futuros indexados a la inflación, las estimaciones de VaR se presentan como porcentajes de capital mínimo requerido por riesgo (MCRRs). Los resultados muestran que los modelos ARCH-tipo pueden estimar con precisión los MCRRs para horizontes de un día de negociación *a priori* si los precios de futuros se utilizan. Sin embargo, para horizontes de tiempo de más de diez días hábiles los MCRRs eran relativamente altos en comparación con la inflación observada. Una postura muy conservadora (sobreestimando el VaR) arrojaría MCRRs altos los cuales son costosos, ya que los inversionistas necesitan reservar más capital para cumplir con los requisitos de capital. Hay un costo de oportunidad del capital. Se argumentó que la persistencia de la volatilidad de los modelos ARCH-tipo podría explicar la alta estimación de los MCRRs para noventa días de negociación en el horizonte del tiempo.

En cuanto a la previsión de la inflación a corto plazo el marco VaR proporciona intervalos de confianza, que pueden dar una idea acerca del rango esperado para la inflación futura. En otras palabras, las expectativas como un porcentaje sobre el nivel futuro de la inflación teniendo en cuenta un determinado nivel de confianza. Por lo tanto, los mercados de futuros pueden dar información valiosa para horizontes de tiempo más allá de un día de negociación. Utilizando un modelo GARCH, que incluye una variable de persistencia en la volatilidad en su especificación de varianza condicional, se observa que es útil para diez días hábiles o menos. Este último permite que el elemento de la persistencia de volatilidad se modele en la ecuación de la varianza condicional. El uso de este tipo de especificación permite tener certeza relativamente precisa sobre los posibles valores extremos de la inflación hasta diez días hábiles. Sin embargo, hay que tener en cuenta que por más tiempo horizonte la exactitud disminuye. Por lo tanto, se concluye con las series analizadas en el presente estudio no rechazar la hipótesis nula de que el conjunto de modelos analizados no son precisos para estimar el VaR de horizontes a largo plazo, incluso cuando una variable persistencia en la volatilidad se considera dentro del modelo. Esta conclusión, esta en consonancia con estudios previos en la literatura en concreto, Brooks et al. al. (2000) y Hsieh (1993).

## Bibliografía

Benavides, G. (2006). Volatility Forecasts for the Mexican Peso – U.S. Dollar Exchange Rate: An Empirical Analysis of GARCH, Option Implied and Composite Forecast Models. *Documento de investigación No. 2006-04. Banco de México. DGIE. Mexico.*

Benavides, G. (2009). Price Volatility Forecasts for Agricultural Commodities: An Application of Historical Volatility Models, Option Implieds and Composite Approaches for Futures Prices of Corn and Wheat. *Journal of Management, Finance and Economics*. Vol. 3. Number 2 (2009).

Benavides, G. and Snowden P. N. (2006). Futures for Farmers: Hedging Participation and the Mexican Corn Scheme. *Journal of Development Studies*. Vol. 42. No. 4. pp. 698 – 712. May 2006.

Bollerslev, T. P. (1986). Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity. *Journal of Econometrics*. Vol. 31. (307-327).

Bollerslev, T. P., Chou, R. Y. and Kroner, K. F. (1992). ARCH Modeling in Finance: A Review of the Theory and Empirical Evidence. *Journal of Econometrics* 52 (5-59).

Bollerslev, T. and Wooldridge, J. M. (1992) “Quasi-Maximum Likelihood Estimation and Inference in Dynamic Models with Time Varying Covariances,” *Econometric Reviews*, 11, 143–172.

Brock, W., Dechert, D., Sheinkman, J and LeBaron, B. (1996). A Test for Independence Based on the Correlation Dimension. *Econometric Reviews*. August, 15 Vol. 3. pp. 197-235.

Brooks, C. (2002). Introductory Econometrics for Finance. *Cambridge University Press*.

Brooks, C., Clare, A.D. and Persaud, G. (2000). A Word of Caution on Calculating Market-Based Minimum Capital Risk Requirements. *Journal of Banking and Finance*. Vol. 24. pp. 1557-1574.

Brownstone, D. and Kazimi, C. (1998) Applying the Bootstrap. Research Paper. August, 1998.

Capistrán, C. and Ramos-Francia, M. (2009). Inflation Dynamics in Latin America. Contemporary Economic Policy, 27, 349-62.

Chiquiar, D., Noriega, A. E. and Ramos-Francia, M. (2010). A Time Series Approach to Test a Change in Inflation Persistence: The Mexican Experience. Applied Economics, Vol. 42, pp. 3067-3075. (*Documento de investigación No. 2007-01*. Banco de México. DGIE. Mexico).

Dowd, K. (1998). Beyond Value at Risk: The New Science of Risk Management. Chichester and New York: Wiley and Sons.

Enfron, B., (1982). The Jack knife, the Bootstrap, and other Resampling Plans. Society for Industrial and Applied Mathematics. Philadelphia, PA, USA.

Engle, R. F. (1982) "Autoregressive Conditional Heteroskedasticity with Estimates of the Variance of U.K. Inflation," Econometrica, 50, (987–1008).

Engle, R. F. (2000). Dynamic Conditional Correlation – A Simple Class of Multivariate GARCH Models. SSRN Discussion Paper 2000-09. University of California, San Diego. May 2000.

Engle, R. F. (2003). Risk and Volatility: Econometrics Models and Financial Practice. Economics Nobel Prize Lecture. New York University, Department of Finance, New York, USA. December.

Fama, E. 1965. The Behavior of Stock Market Prices. Journal of Business. Vol. 38. pp. 34-105.

Fink, R. E. and Feduniak, R. B. (1988). Futures Trading: Concepts and Strategies. NYIF Corp.

Gallo, G.M and Pacini, B. (1997). The Effects of Trading Activity on Market Volatility, Forecasting Financial Markets: Advances for Exchange Rates, Interest Rates and Asset Management. In: Proceedings of the Fourth International Conference sponsored by the Banque Nationale de Paris and Imperial College. Applied Econometrics Association. London, May 1997.

Giot, P. (2005). Implied Volatility Indexes and Daily Value at Risk Models. Journal of Derivatives. Vol. 12. pp.54-64

Glosten, L. R., Jaganathan, R. and Runkle, D. (1993). On the Relation between the Expected Value and the Volatility of the Normal Excess Return on Stocks. Journal of Finance. Vol. 48, pp. 1779-1801.

Herbst, A. F., Kare, D. and Caples, S. (1989). Hedging Effectiveness and Minimum Risk Hedge Ratios in the Presence of Autocorrelation: Foreign Currency Futures. Journal of Futures Markets. Vol. 9. pp: 185-197.

Hsieh, D. A. (1991). Chaos and Nonlinear Dynamics: Application to Financial Markets. Journal of Finance. Vol. 46. pp. 1839-1877.

Hsieh, D. A. (1993). Implications of Nonlinear Dynamics for Financial Risk Management. Journal of Financial and Quantitative Analysis. Vol. 28. pp. 41-64.

Hull, J. 2003. Options, Futures and Other Derivatives. 5<sup>th</sup>. Edition. Prentice Hall.

Johnson, N. L. (1949) Systems of Frequency Curves Generated by Methods of Translations. Biometrika. pp. 149-175.

Jorion, P. (2000). The Value at Risk Field Book: The complete Guide to Implementing VaR. McGraw-Hill.

Jorion, P. (2001). Value at Risk: The Benchmark for Managing Market Risk. McGraw-Hill.

J.P. Morgan/Reuters Risk Metrics Technical Document. (1996). Disponible en la siguiente página electrónica: <http://www.riskmetrics.com/rmcovv.html>

Kavussanos, M. G. and Visvikis, I. D. (2005) The Predictability of Non-Overlapping Forecasts: Evidence from the Derivatives Market in Greece. Athens University of Economics and Business, Greece. Workingpaper presented at the European Financial Management Association Milan Meetings June 2005.

Kupiec, P. H. (1995). Techniques for Verifying the Accuracy of Risk Measurement Models. Finance and Economics Discussion Series 95-24. Board of Governors of the Federal Reserve System. USA.

Mandelbrot, B. 1963. The Variation of Certain Speculative Prices. Journal of Business. Vol. 36. pp. 394-419.

Manfredo, M. Leuthold, R. M. and Irwin, S. H. (2001). Forecasting Cash Price Volatility of Fed Cattle, Feeder Cattle and Corn: Time Series, Implied Volatility and Composite Approaches. Journal of Agricultural and Applied Economics. Vol. 33. Issue 3 December. (523-538).

Markowitz, H. (1952). Portfolio Selection. The Journal of Finance. Vol. VII, No. 1. March.

Mohamed, A. R. (2005). Would Student's  $t$ -GARCH Improve VaR Estimates? Master's Thesis. University of Jyväskylä, School of Business and Economics.

Ng, V. K and Pirrong, S. C. (1994). Fundamentals and Volatility: Storage, Spreads, and the Dynamic of Metals Prices. Journal of Business 67 (203-230).

Park, D. W. and Tomek, W. G. (1989). An Appraisal of Composite Forecasting Methods. North Central Journal of Agricultural Economics. Vol. 10. (1-11).

Pelletier, R. (1983). Contracts that Don't Expire Aid Technical Analysis. Commodities. March. pp: 71-75.

Politis, D.M. and Romano, J. P. (1994). The Stationary Bootstrap. Journal of the American Statistical Association. Vol. 89. No. 428. December. pp. 1303-1313.

Pong, S., Shackleton, M., Taylor, S. and Xu, X. (2003) Forecasting Currency Volatility: A Comparison of Implied Volatilities and AR(FI)MA models *Forthcoming, Journal of Banking and Finance*.

Samuelson, P. (1965). Proof that Properly Anticipated Prices Fluctuate Randomly. Industrial Management Review, 6 Spring : (41-49).

Schroeder, T. C., Albright, M. L., Langemeier, M. R. and Mintert, J. (1993). Factors Affecting Cattle Feeding Profitability. Journal of the American Society of Farm Managers and Rural Appraisers. 57: (48-54).

Susmel, R. and Thompson, R. (1997). Volatility, Storage and Convenience Evidence from Natural Gas Markets Journal of Futures Markets Vol. 17. No. 1 (17-43).

Taylor, S. J. (1986). The Behaviour of Futures Prices Overtime. Applied Economics, 17:4 Aug: (713-734).

Wei, A. and Leuthold, R. M. (1998). Long Agricultural Futures Prices: ARCH, Long Memory, or Chaos Processes. OFOR Paper Number 98-03. University of Illinois at Urbana – Champaign.

Working, H. (1958). A Theory of Anticipatory Prices (in Economic Projections and a Statistical Contribution to Price Theory) The American Economic Review, Vol. 48, Papers and Proceedings of the Seventieth Annual Meeting of the American Economic Association. May. pp. 188-199.

Zakoian, J. M. (1994). Threshold Heteroskedastic Models. Journal of Economic Dynamics and Control. Vol. 18, pp.931-944.

## Apéndice

**TABLA 1 ESPECIFICACIONES DEL CONTRATO DE FUTUROS DE LA UDI**

|                           |  |
|---------------------------|--|
| Activo subyacente         | UDI (unidades indexadas a la inflación).   |
| UDI cotización            | El valor de la UDI se multiplica por 100. Por ejemplo, si la UDI es 3.258746 entonces la cita es 325.874.  |
| Tamaño del contrato       | Cada contrato es por 50,000 UDIS.  |
| Liquidación               | Liquidación en efectivo. Para pagar por un contrato de futuros de UDI se multiplica el valor del punto de la UDI en 50.000. Por ejemplo, si la UDI es 3.258746 el pago en MXN es \$162,937.30 ( $3,258746 * 50.000 = \$ 162,937.30$ MXN) |
| Símbolo                   | UDI.   |
| Meses de expiración       | Cada mes durante los siguientes doce meses y después cada trimestre.   |
| Price limits              | No hay límites de precios.   |
| Mécanica de negociación   | Electrónicamente a través del sistema de MexDer comercio electrónico.  |
| Horas de negociación      | Días laborables de 7:30 a 15:00 horas tiempo de México.  |
| Ultimo día de negociación | El día 10 del mes de entrega. Si esto es un feriado entonces el último día de negociación es el anterior (suponiendo no feriado).  |
| Día liquidación           | El día de negociación siguiente (no festivos) después del último día de negociación.   |
| Marking-to-market         | Se aplica de acuerdo a las normas establecidas por MexDer. Ganancias diarias / pérdidas diarias.   |
| Fecha de rollover         | Primer día de negociación (no festivos) tras el último día de negociación.   |
| Cotización decimales      | UDIS se expresan hasta seis decimales, 0.000001.   |

En esta tabla se presenta información detallada sobre el contrato de futuros de UDI. MXN = Pesos Mexicanos (moneda nacional). La fuente de la información es MexDer. La página web donde se obtuvo esta información es: [http://www.mexder.com.mx/MEX/Contratos\\_Futuros.html](http://www.mexder.com.mx/MEX/Contratos_Futuros.html) (la información también está disponible en Inglés).

TABLA 2 BDS ESTADÍSTICO DE PRUEBA PARA LA SERIE UDI

| $\varepsilon/\sigma$ | Futuros ó<br>spot | Dimensiones de inclusión |            |            |            |
|----------------------|-------------------|--------------------------|------------|------------|------------|
|                      |                   | 2                        | 3          | 4          | 5          |
| 0.50                 | Futuros           | 22.8462***               | 23.9924*** | 23.4041*** | 22.3983*** |
|                      | Spot              | 33.1704***               | 32.9486*** | 29.8475*** | 25.4933*** |
| 1.00                 | Futuros           | 17.0510***               | 16.6355*** | 14.7990*** | 13.3027*** |
|                      | Spot              | 23.8851***               | 20.9489*** | 16.4849*** | 11.8408*** |
| 1.50                 | Futuros           | 9.3828***                | 9.0084***  | 7.7855***  | 6.9862***  |
|                      | Spot              | 14.7317***               | 12.0049*** | 9.0582***  | 6.7004***  |

En esta tabla se presenta la prueba de BDS para el futuro y la serie spot.  $H_0$ : Las series son i.i.d. / \*\*\* representa el rechazo de la hipótesis nula al nivel del 1%. Las dimensiones de inclusión son 2, 3, 4 y 5. La  $\varepsilon$  tiene el rango de entre 0.50 y 1.50. El tamaño de la muestra es 1,753 observaciones diarias desde octubre 13, 2003-junio 30, 2010.

FIGURA 1 NIVELES DE FUTUROS UDIS Y SPOT Y SUS VOLATILIDADES DIARIAS (eje izquierda corresponde a las volatilidades diarias)

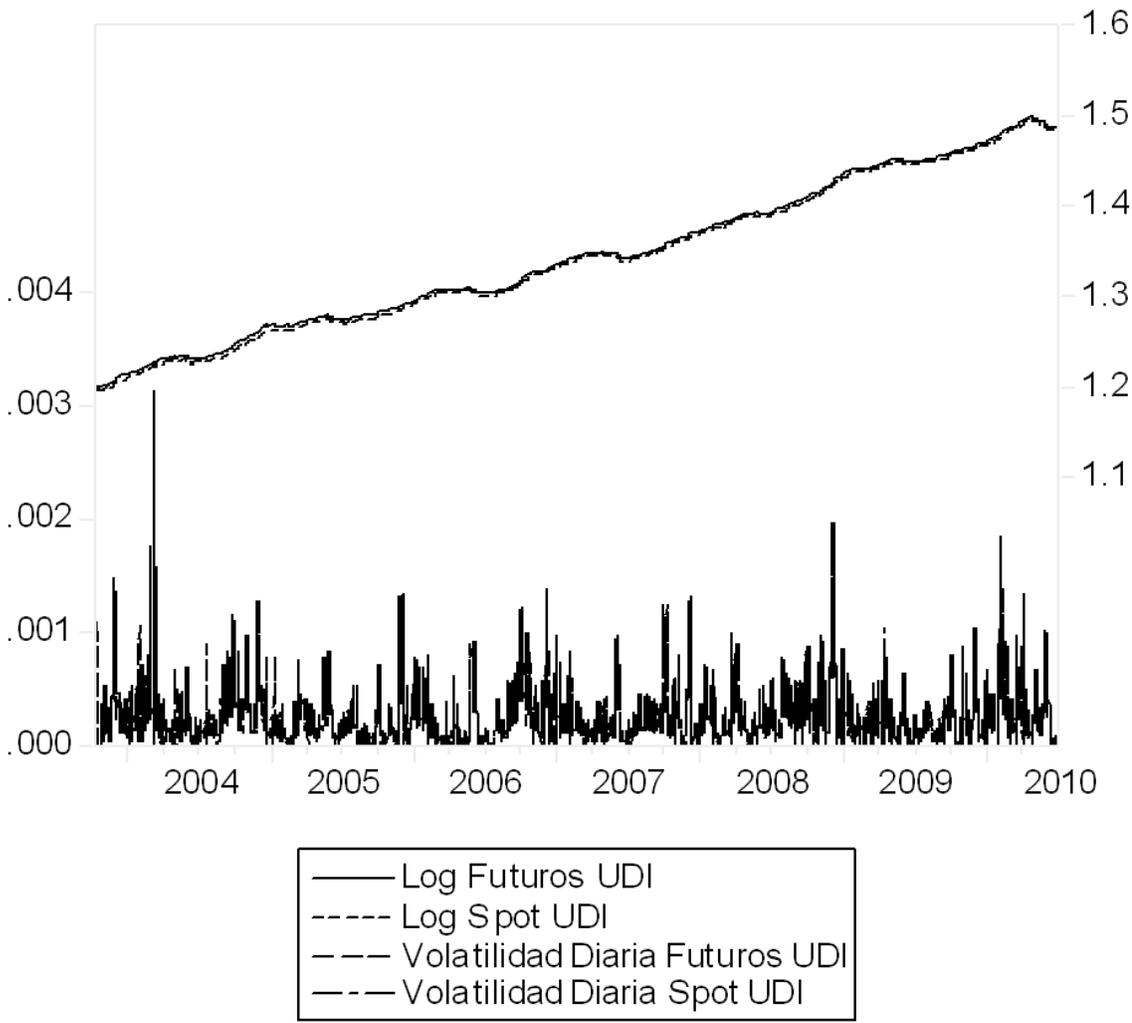


TABLA 3 ESTADÍSTICOS DESCRIPTIVOS PARA LA VOLATILIDAD DIARIA DEL SPOT, LA INFLACIÓN DE FUTUROS INDIZADOS (UDI) Y LOS MODELOS DE PRONÓSTICO.

| Modelo/Series                                  | Media                 | Varianza               | Sesgo  | Curtosis | <i>N</i> |
|--|-----------------------|------------------------|--------|----------|----------|
| <u>Spot</u> series diarias volat.              | $1.65 \times 10^{-4}$ | $6.92 \times 10^{-8}$  | 1.1270 | 10.0931  | 1,752    |
| <u>Futuros</u> series diarias volat.           | $1.66 \times 10^{-4}$ | $9.18 \times 10^{-8}$  | 0.1062 | 18.8591  | 1,752    |
| GARCH(1,1) modelo para las series <u>spot</u>  | $7.59 \times 10^{-8}$ | $6.12 \times 10^{-15}$ | 3.5611 | 21.6266  | 1,752    |
| GARCH(1,1) modelo para la serie <u>futuros</u> | $9.93 \times 10^{-8}$ | $2.76 \times 10^{-14}$ | 8.7740 | 111.9538 | 1,752    |
| TARCH(1,1) modelo para las series <u>spot</u>  | $7.57 \times 10^{-8}$ | $6.02 \times 10^{-14}$ | 3.4902 | 20.6078  | 1,752    |
| TARCH(1,1) modelo para la serie <u>futuros</u> | $9.97 \times 10^{-8}$ | $2.69 \times 10^{-14}$ | 8.2401 | 97.9738  | 1,752    |

Este cuadro presenta los estadísticos descriptivos de la volatilidad diaria y los modelos de predicción de la volatilidad diaria de la UDI (contratos indexados a la inflación) al contado y de rendimientos de los futuros. El tamaño de la muestra es 1,753 observaciones diarias (muestra ajustada 1,752 observaciones diarias) del 13 de octubre de 2003 hasta el 30 de junio de 2010. *N* = Número de observaciones.

TABLA 4 AUTOCORRELACIÓN DE LOS RENDIMIENTOS DE LA UDI.

| Rezago | Futuros    |                 | Spot       |                 |
|--------|------------|-----------------|------------|-----------------|
|        | Rend.      | Absolutos Rend. | Rend.      | Absolutos Rend. |
| 1      | 0.326      | 0.252           | 0.476      | 0.285           |
| 2      | 0.335      | 0.249           | 0.469      | 0.289           |
| 3      | 0.349      | 0.250           | 0.429      | 0.254           |
| 4      | 0.328      | 0.182           | 0.405      | 0.239           |
| 5      | 0.460      | 0.455           | 0.625      | 0.578           |
| 6      | 0.195      | 0.138           | 0.304      | 0.131           |
| 7      | 0.174      | 0.110           | 0.257      | 0.078           |
| 8      | 0.189      | 0.066           | 0.215      | 0.036           |
| 9      | 0.149      | 0.049           | 0.189      | 0.030           |
| 10     | 0.207      | 0.213           | 0.313      | 0.255           |
| Q(10)  | 1,457.8*** | 899.9***        | 2,678.5*** | 1,250.7***      |

Q(x) representa el estadístico Ljung-Box, que tiene una distribución  $\chi^2$ . Para este caso hay 1,752 grados de libertad (gl). Los valores críticos en los niveles 5% y 1% son 287.89 y 304.95 respectivamente. / \*\* y \*\*\* representa la significancia estadística en el 5% y 1% respectivamente. El tamaño de la muestra es 1,753 observaciones diarias (muestra ajustada 1,752 observaciones diarias) del 13 de Octubre, 2003 hasta el 30 de junio de 2010.

FIGURA 2 FUTUROS DE LA UDI VOLATILIDAD DIARIA Y LOS PRONÓSTICOS DE LOS MODELOS DE VOLATILIDAD DEL GARCH (1,1) Y TARCH AJUSTADO (1,1).

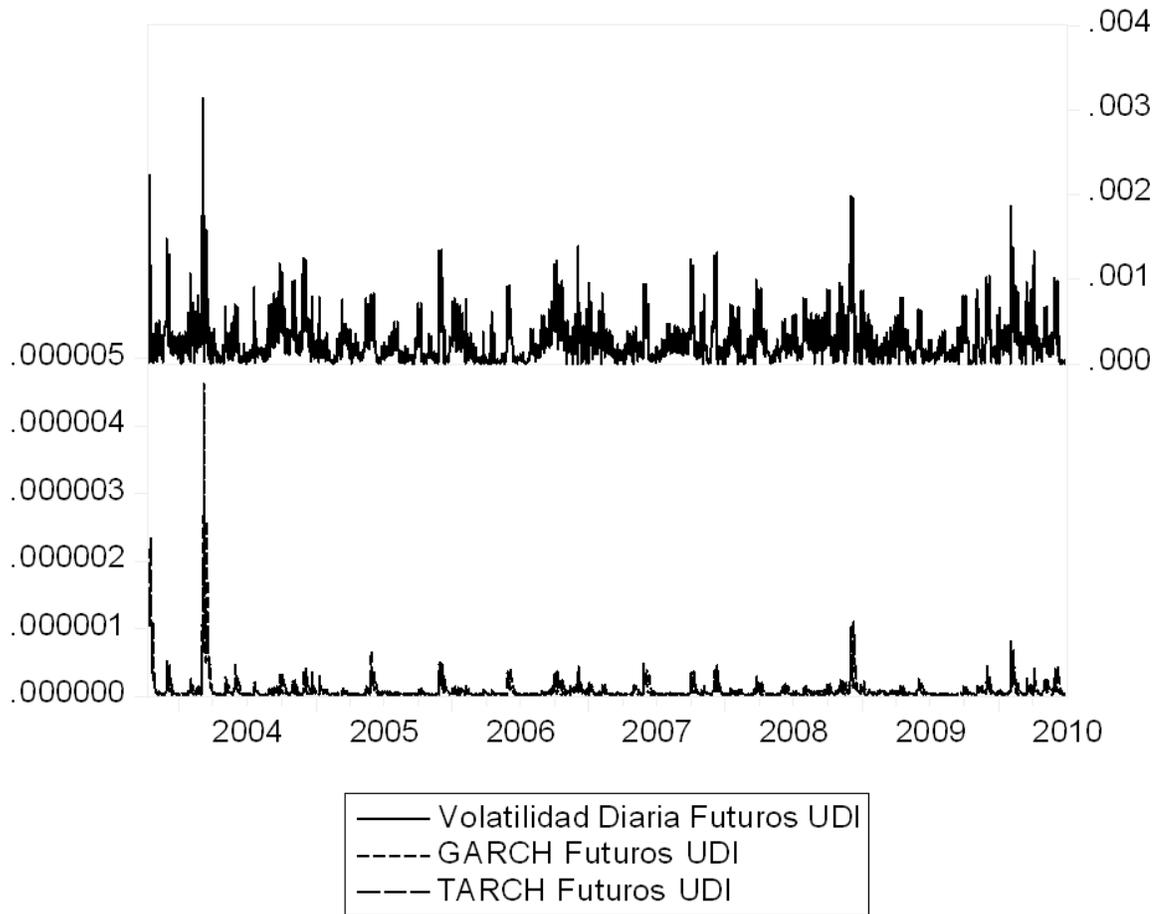


FIGURA 3 SPOT DE LA UDI VOLATILIDAD DIARIA Y LOS PRONÓSTICOS DE LOS MODELOS DE VOLATILIDAD DEL GARCH (1,1) Y TARCH AJUSTADO (1,1).

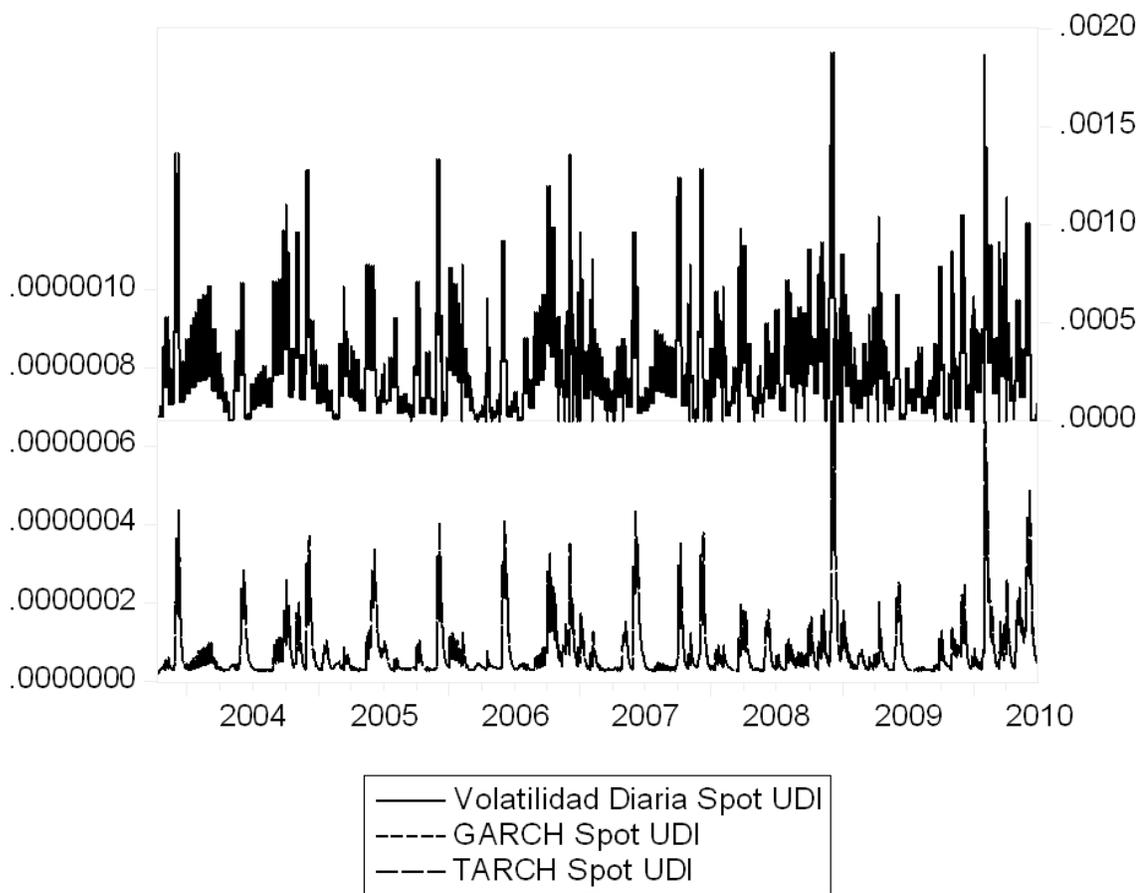


FIGURA 4 UDI RENDIMIENTO SPOT y 95% NIVEL DE CONFIANZA DEL VaR CONSTRUIDOS CON PRECIOS DE FUTUROS UDI - GARCH (1,1).

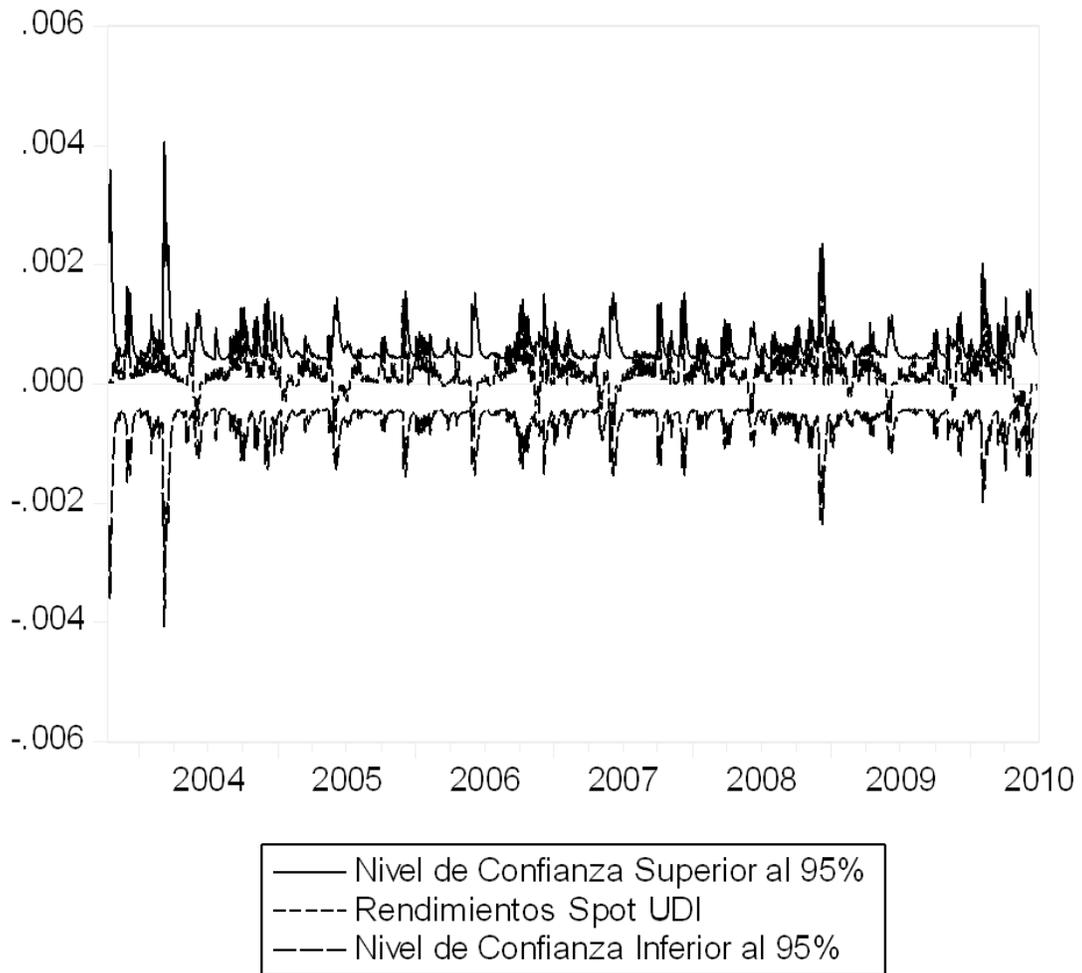


FIGURA 5 UDI RENDIMIENTO SPOT y 95% NIVEL DE CONFIANZA DEL VaR CONSTRUIDOS CON PRECIOS SPOT DE LA UDI - GARCH (1,1).

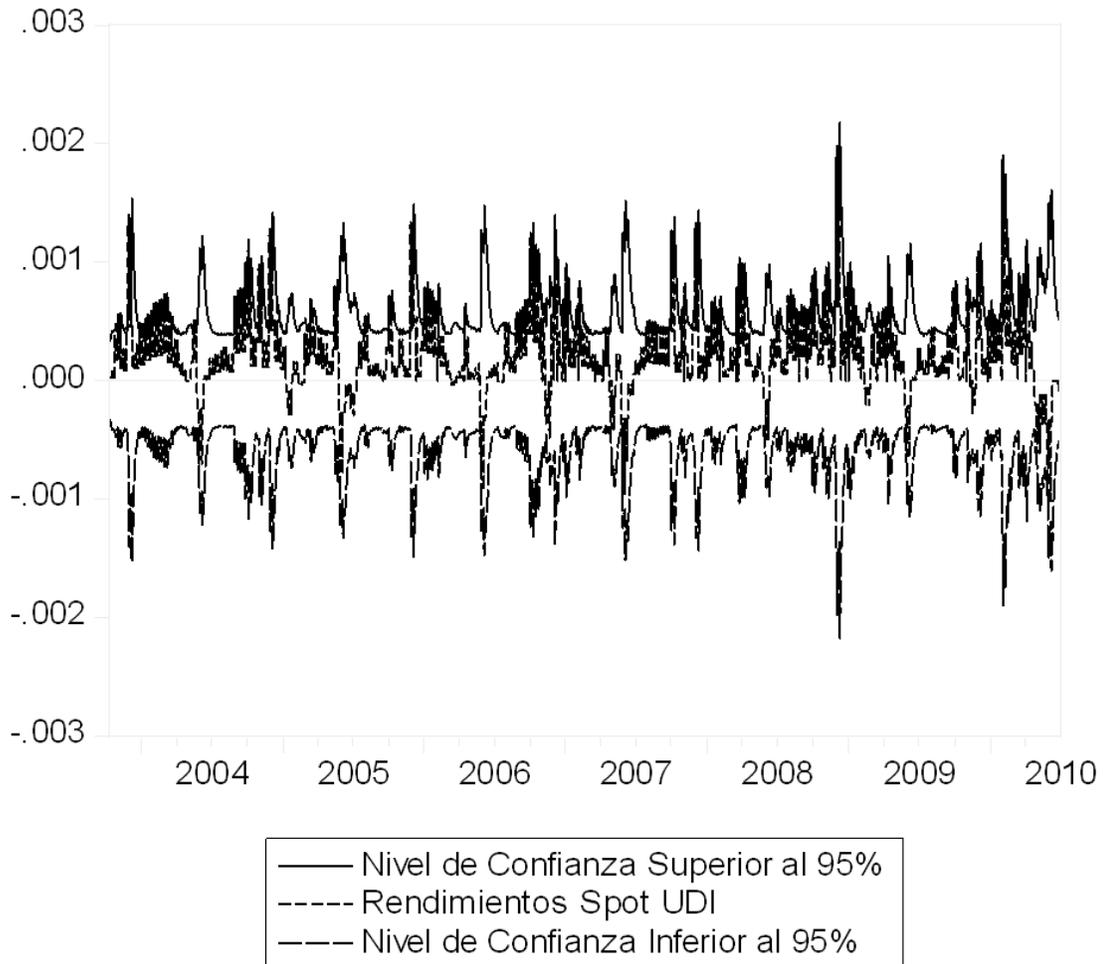


TABLA 5 VaR DE LA CARTERA DE FUTUROS UDI OBTENIDOS CON SIMULACIONES DE REMUESTREO

| Modelo                  | VaR $t$ -DÍA<br>horizonte (días de<br>negociación)       | Requerimientos<br>mínimos de<br>capital riesgoso<br>posición <i>larga</i> | Requerimientos<br>mínimos de<br>capital riesgoso<br>posición <i>corta</i> | Inflación<br>observada |
|-------------------------|--|---|---|------------------------|
| GARCH(1,1)              | 10 días negocio<br>(del 17/06/2010<br>hasta 30/06/2010). | 0.1096%   | 1.3169%   | -0.0163%               |
| TARCH(1,1)              |  | 0.1742%   | 1.2741%   | -0.0163%               |
| GARCH(1,1, $VP_{t-1}$ ) |  | -0.2152%  | 0.5203%   | -0.0163%               |
| GARCH(1,1)              | 30 días negocio<br>(del 20/05/2010<br>hasta 30/06/2010). | -0.0163%  | 1.9209%   | -0.6163%               |
| TARCH(1,1)              |  | 0.0588%   | 1.9182%   | -0.6163%               |
| GARCH(1,1, $VP_{t-1}$ ) |  | -0.1832%  | 0.4756%   | -0.6163%               |
| GARCH(1,1)              | 90 días negocio<br>(del 23/02/2010<br>hasta 30/06/2010). | -0.0216%  | 3.6149%   | 0.1528%                |
| TARCH(1,1)              |  | 0.0387%   | 3.6891%   | 0.1528%                |
| GARCH(1,1, $VP_{t-1}$ ) |  | -0.1962%  | 0.4889%   | 0.1528%                |

Esta tabla presenta los resultados de las simulaciones de remuestreo. 10,000 réplicas se han aplicado para simular el precio de la UDI. Los horizontes del tiempo son 10, 30 y 90 días de negociación. Se utilizan los precios de los futuros de la UDI para los resultados de esta tabla. Los modelos aplicados son GARCH (1,1), TARCH (1,1) y el GARCH (1,1,  $VP_{t-1}$ ). Este último incluye un componente de persistencia en la volatilidad. El tamaño de la muestra es 1,753 observaciones desde el 13 de octubre de 2003 al 30 de junio 2010.

TABLA 6 VaR DE LOS PRECIOS SPOT DE LA UDI OBTENIDOS CON SIMULACIONES DE REMUESTREO

| Modelo                  | VaR $t$ -DÍA<br>horizonte (días de<br>negociación)       | Requerimientos<br>mínimos de<br>capital riesgoso<br>posición <i>larga</i> | Requerimientos<br>mínimos de<br>capital riesgoso<br>posición <i>corta</i> | Inflación<br>observada |
|-------------------------|--|---|---|------------------------|
| GARCH(1,1)              | 10 días negocio<br>(del 17/06/2010<br>hasta 30/06/2010). | - 0.0003%   | 0.1838%   | -0.0163%               |
| TARCH(1,1)              |  | 0.0002%   | 0.1830%   | -0.0163%               |
| GARCH(1,1, $VP_{t-1}$ ) |  | - 0.0002%   | 0.0182%   | -0.0163%               |
| GARCH(1,1)              | 30 días negocio<br>(del 20/05/2010<br>hasta 30/06/2010). | -0.0130%  | 0.6463%   | -0.6163%               |
| TARCH(1,1)              |  | -0.0009%  | 0.6932%   | -0.6163%               |
| GARCH(1,1, $VP_{t-1}$ ) |  | 0.0009%   | 0.0546%   | -0.6163%               |
| GARCH(1,1)              | 90 días negocio<br>(del 23/02/2010<br>hasta 30/06/2010). | 0.0288%   | 2.0245%   | 0.1528%                |
| TARCH(1,1)              |  | 0.0292%   | 1.8679%   | 0.1528%                |
| GARCH(1,1, $VP_{t-1}$ ) |  | 0.0431%   | 0.0175%   | 0.1528%                |

Esta tabla presenta los resultados de las simulaciones de remuestreo. 10,000 réplicas se han aplicado para simular el precio de la UDI. Los horizontes del tiempo son 10, 30 y 90 días de negociación. Se utilizan los precios spot de la UDI para los resultados de esta tabla. Los modelos aplicados son GARCH (1,1), TARCH (1,1) y el GARCH (1,1,  $VP_{t-1}$ ). Este último incluye un componente de persistencia en la volatilidad. El tamaño de la muestra es 1,753 observaciones desde el 13 de octubre de 2003 al 30 de junio 2010.