



Mercados, volatilidad y gestión de futuros en México: el empleo del método ARCH y GARCH

*Markets, volatility and futures management in Mexico:
The use of the ARCH and GARCH method*

Fernando Gaona Montiel¹, Armando Reyes Robles²,
Eduardo Ramírez Cedillo^{1*}

¹Universidad Autónoma Metropolitana, México

²Universidad Autónoma del Estado de México, México

Recibido el 24 de octubre de 2017; aceptado el 28 de junio de 2018

Disponible en Internet el: 29 de octubre de 2019

Resumen

Las inversiones en contratos de futuros muestran un crecimiento rápido en el periodo, lo que evidencia que los individuos buscan rendimientos más altos y seguros, frente a la creciente volatilidad que ofrecen las tasas de interés y el tipo de cambio. Se empleó el método ARCH y GARCH, como instrumentos de identificación del grado de volatilidad en activos subyacentes de estos contratos. Por los resultados, la volatilidad quedó reflejada de que sí fue persistente en el periodo, no tan alta, y aun así eso no determinó que las operaciones y los montos de inversiones en futuros fuesen mayores o crecientes.

Código JEL: G12, C51, C22, C16

Palabras clave: Coberturas; Modelo GARCH; Activos subyacentes; Grados de volatilidad

*Autor para correspondencia.

Correo electrónico : ramceed@gmail.com (E. Ramírez Cedillo).

La revisión por pares es responsabilidad de la Universidad Nacional Autónoma de México.

<http://dx.doi.org/10.22201/fca.24488410e.2018.1752>

0186- 1042/© 2019 Universidad Nacional Autónoma de México, Facultad de Contaduría y Administración. Este es un artículo Open Access bajo la licencia CC BY-NC-SA (<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/>)

Abstract

Investments in futures contracts show a fast growth in the period, which shows that individuals look for higher and safer returns, in the face of the growing volatility offered by interest rates and the exchange rate. ARCH and GARCH methods were used as instruments to identify the volatility degree in underlying assets of these contracts. Because of the results, volatility was reflected in the fact that it was persistent in the period, not so high, and even then that did not determine that the operations and amounts of investments in futures were higher or rising.

JEL code: G12, C51, C22, C16.

Keywords: Hedges; GARCH model; Underlying assets; Degrees of volatility

Introducción

El crecimiento de riesgos e incertidumbre impulsan a tomar decisiones de operación con futuros, cada vez más frecuente. Una alternativa de inversión disponible en un mercado organizado. El flujo de comercio e inversiones se ha intensificado con el uso de estos derivados¹, producto de una creciente movilidad de capitales. Las pérdidas se aminoran, pese a las fluctuaciones y constituye un instrumento útil en coberturas (Verchick, 2000). Se convierte en un mecanismo idóneo para realizar una gestión de riesgos, ante distintos activos financieros, que permite enfrentar la alta volatilidad de los mercados.

El objetivo de este trabajo consiste en verificar las bondades de los métodos GARCH (en español, Heteroscedasticidad Condicional Auto-regresiva Generalizada) y ARCH (Heteroscedasticidad Condicional Auto-regresiva), como alternativas para identificar el grado de volatilidad respecto a ciertos activos subyacentes, como son el Índice de Precios y Cotizaciones (IPC) de la Bolsa y las tasas de interés de CETES. En el empleo de estos métodos, parten de suponer una distribución normal en los errores y otras características, por lo que existen cuestionamientos sobre la consistencia de sus estimaciones, debido a que la normalidad de los errores no es tal.

Para Miller (1992) y otros autores (Hull, 2017; Ontiveros, 1994), los futuros financieros son los contratos de riesgos más exitosos, que llevan a impulsar el desarrollo de nuevas innovaciones. Cada contrato queda sujeta a particulares contextos de negociación, garantías, liquidación y compensación de pérdidas o ganancias, riesgos (Elvira & Larraga, 2008). Es peculiar, que en México se asuman la toma de riesgos y posiciones contrarias simultáneamente

¹ Para John Hull (2009,2017), son títulos con garantía en algún activo subyacente. Se gana un rendimiento o premio, descontado (deriving) del precio original o de su compra.

en bolsa y en el mercado de futuros. Ello derivó en crecientes operaciones de futuros, cuyo activo subyacente más utilizado es con base en índices bursátiles, logrando reducir en forma significativa los costos de intermediación.

Revisión de la literatura

Con el desarrollo de los mercados financieros, también se ha hecho mejorar los métodos estocásticos para analizar tendencias y procesos de volatilidad². Suponer una distribución normal en los rendimientos y su aplicación en contratos de futuros, no es lo deseable ni lo satisfactorio. Para la formación de carteras, la volatilidad es crucial y se dice que sí persiste una amplia volatilidad, en series de largo plazo, justifica la aplicación de los procesos tipo GARCH (González, G., Mora, A., y Solano, 2015; Dyhrberg, 2015; Bariviera *et al.*, 2017; Katsiampa, 2017). Una de las bondades de los modelos GARCH, es la de no requerir un conocimiento exacto de la función de distribución de una variable, lo que hace posible su instrumentación y aplicación en un estudio (Arango *et al.*, 2017).

En algunos casos se dejó de usar el modelo ARCH, por tener problemas de instrumentación, el gran número de retardos y las iteraciones que implicaba, en la estimación de la varianza condicionada (Abascal, 2016). Una herramienta de este método, es la utilización de promedios móviles en los residuales cuadrados de la variable en periodos pasados. Los trabajos de Bollerslev (1986) y Bollerslev, Engle & Nelson (1994) describen las bondades del proceso GARCH, por lograr una mejoría en la estimación de parámetros, con altas propiedades de ser estacionaria y convergente.

El método GARCH ha sido aplicado satisfactoriamente, para medir la volatilidad de series financieras, como índices de mercados de acciones, el tipo de cambio, tasas de interés, el precio del bitcoin, el oro y otros activos. No obstante, que existen otros métodos de estimación de la volatilidad del grupo GARCH, éste permite el uso de un procedimiento de máxima verosimilitud, para que los estimadores o parámetros sean consistentes, independiente de que no sea normal la distribución de errores.

En esencia, el proceso GARCH es una herramienta clave para el análisis de la volatilidad de una variable y verificar cuánta es la exposición al riesgo en los mercados. Más aún, cuando la volatilidad y el comportamiento sea inestable de algunos activos, debido a muchos factores, a veces ajenos al propio mercado.

² Se identifica la volatilidad por la varianza condicional de los rendimientos en ciertos activos, como aquellos activos subyacentes en los contratos de futuros (Tsay, 2002; Aguirre et al, 2013).

Comportamiento del mercado de futuros

Más allá de cambios en las disposiciones regulatorias y la liberalización financiera, hicieron posible que grupos financieros y bancarios buscaran mayores ganancias (Orhangazi, 2015; Mettenheim, 2013; Girón, 2010; Ang, 2010; Soto, 2010), mediante la operación de contratos de futuros, pese a ser prácticas de coberturas y de riesgos altos. La volatilidad del tipo de cambio y las tasas de interés obligó a la creación del Mercado Mexicano de Derivados (*Mexder*), desde 1998. Eso llevó a grandes operaciones con futuros, siendo el mercado organizado más importante en la actualidad.

Esta mayor especulación inicial, abierta y sin restricciones, en donde bancos participan con capitales y fondos, generó la formación de burbujas y nuevos activos financieros. Fue acompañada por un intenso proceso especulativo y de acumulación financiera (Chesnais, 2000). El alza especulativa provino de mercados internacionales e inyecciones de fondos y créditos públicos. No se hizo esperar el alza de precios en acciones, sobre todo de aquellas empresas ligadas a innovaciones, telecomunicaciones, informáticas, telefonía móvil y Fideicomisos de Inversión en Bienes Raíces (Fibras).

De acuerdo con datos del Mexder, los contratos con futuros están siendo operaciones más frecuentes, que alcanzan los mayores flujos de fondos del mercado. Si bien en 2010 las operaciones arrojan un importe anual por 3.96 billones, luego fue de 4.27 en 2011, para después caer a 0.76 billones de pesos corrientes en 2016. Cuando se compara con el PIB vemos que este descenso fue gradual y constante. Del 29.8% del PIB en 2010 se fue cayendo hasta el 9.7% en 2013, luego bajó al 4.0% en 2016 (Figura 1).

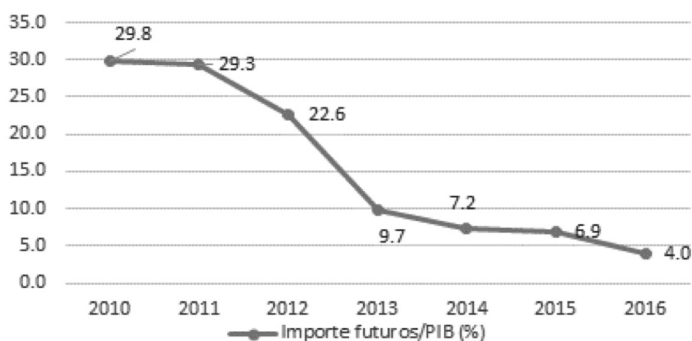


Figura 1. Importe Anual de Operaciones de Futuros respecto al PIB (%)

Fuente: Elaboración con datos del INEGI y del Mexder.

Este proceso especulativo, de instituciones bancarias y tesorerías de grandes empresas, no deben omitir que mercados financieros más inestables, dan cabida al desarrollo de una variedad de contratos de futuros. Estos derivados logran cubrir del riesgo a instituciones e inversionistas (Mishkin, 2014), a medida que el contrato proporciona un activo subyacente (*Commodities*, tipo de cambio, tasa de interés, etc.), que son estandarizados, en una fecha futura y a un precio acordado en el presente.

Ello generó procesos de liquidez y de ingeniería financiera en favor de las empresas³. Estos mercados resultan ser una modalidad viable, cuando se asocian las inversiones o el nivel de apalancamiento a riesgos e incertidumbre, que los mercados tradicionales no resuelven. En el periodo, las operaciones de futuros se hicieron, generalmente, sobre tasas de Cetes 91 días, índice bursátil (IPC), TIIIE 28 días y los Bonos de Desarrollo del Gobierno Federal (M10 y M20). En 2016, los principales contratos fueron respecto a la TIIIE 28 días y el IPC, además de contratos con bonos a diversos plazos.

Metodología

El análisis de la volatilidad se realizó con series estadísticas mensuales de los contratos de futuros del período de enero de 2010 a diciembre de 2016, con un total de 84 observaciones. La fuente de información fue el Mercado Mexicano de Derivados S.A. (Mexder). Hay que considerar que la volatilidad en este trabajo se aplicó tomando los importes mensuales de los contratos de futuros, luego se empleó como activos subyacentes las fluctuaciones del índice bursátil (IPC) y la tasa de interés, de Cetes 28 días.

El grado de volatilidad es posible identificarla mediante la aplicación de procesos tipo GARCH (en español, Heterocedasticidad Condicional Auto-regresiva Generalizada), un modelo de estimación de primer orden. En el proceso GARCH (1,1) se observa que la volatilidad en el tiempo t depende de la volatilidad en el pasado inmediato ($t-1$), por lo que se deduce que estos modelos son apropiados, frente a grandes fluctuaciones. Por incluirse las volatilidades de un período pasado, se vuelven útiles en largos períodos de inestabilidad y de calma (Aguirre et al, 2013). La ventaja de este método, no se hace necesario conocer la función de distribución de una variable, en el caso de un activo subyacente, para lograr una buena instrumentación y medición.

En los casos de los residuales, el modelo GARCH permite probar la existencia de volatilidad, lo que hace más eficiente sus estimaciones, que las obtenidas con el modelo ARCH. En Bollerslev (1986), se le agregó a la ecuación una varianza de estimaciones de periodos

³ El uso de la ingeniería financiera para “trasladar” pérdidas y ganancias en un horizonte de tiempo de los derivados, a partir del valor hipotético a futuro. Ello permitió “manipular los estados financieros y pagar menos impuestos” (Soto, 2010: 54-55).

anteriores, para obtener una volatilidad dinámica tipo GARCH (p, q)⁴. En Bollerslev, Engle y Nelson (1994), establecen que el proceso GARCH se aplica a una volatilidad condicional de dos ecuaciones de regresión:

$$k_t = \alpha_0 + \sum \alpha_i k_{t-i} + \varepsilon_t \quad (1)$$

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum \beta_j \sigma_{t-j}^2 \quad (2)$$

Donde k es la variable o el rendimiento del activo subyacente en el tiempo t , ε es el término de perturbación, o ruido blanco, cuyos residuales poseen media cero y la varianza es constante. En un período largo de tiempo, σ es el coeficiente de volatilidad en el tiempo t y Z es la variable aleatoria o estocástica, como una estructura ARMA (Auto-regresivos de Media Móvil), la cual se especifica en la segunda ecuación (Arango & Arroyave, 2016; De Jesús, 2008; Aguirre et al, 2013).

Para la existencia de una volatilidad estrictamente positiva, con el proceso GARCH, necesita que los parámetros estimados cumplan con $\alpha_0 > 0$, $\alpha_i \geq 0$ y $\beta_i \geq 0$, así como la suma $\alpha_1 + \beta_1 \leq 1$. La varianza incondicional de términos de perturbación ε será finita, con estimación de parámetros estrictamente estacionaria y ergódica⁵. Es de verificarse que las series de los importes de los contratos, ante distintos activos, se muestren correlacionados con el término de error ε con el pasado, para determinar que fuese estacionaria.

En algunos casos, se aplicó los procesos ARCH (en español, Heterocedasticidad Condicional Auto-regresiva) y así poder comparar con los parámetros estimados GARCH. Ocurre que con ARCH, si bien emplean los promedios móviles de los residuales cuadrados, estos se basan en los rendimientos que poseen muchos rezagos, de uno a más periodos. El proceso ARCH(p) es consistente con el uso del siguiente polinomio de varianza (Engle, 1982, 2001):

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \dots + \varepsilon_t \quad (3)$$

Los parámetros son $\alpha_0 > 0$ y los demás suelen ser positivos $\alpha_i \geq 0$.

En general, para una mejor estimación de parámetros con los procesos ARCH y GARCH, se utilizó el método de cuasi-máxima verosimilitud y el empleo del software *Stata*. De este modo, se logró errores estándar más robustos y se pudo asumir que las variaciones siguen una distribución normal.

⁴ El modelo GARCH (p,q), considera que p es el número de términos rezagados del error al cuadrado y q los términos de las varianzas condicionales rezagadas. El modelo GARCH (1,1) ha mostrado ser sumamente útil para predecir la varianza condicional y por ende la volatilidad (Engel, 2001).

⁵ 2/ Estas condiciones se cumplen bajo el teorema ergódico, una distribución independiente de la media y que ésta posea convergencia hacia ese punto, ante muestras más grandes (Grimmet & Stirzaker, 1992).

Valuación y volatilidad en contratos de futuros

La valuación de estos contratos está supeditada en gran medida al comportamiento del activo subyacente, principalmente los bonos e índices bursátiles; toda vez que la tasa de interés se vuelve un riesgo y posea un movimiento errático, lo que lleva a un proceso estocástico (De Jesús & Díaz, 2011), en consecuencia las preferencias de inversiones se inclinan hacia bonos, de 3 y 10 años, o más.

El importante flujo de fondos en contratos de futuros, se explica no sólo por la volatilidad de los mercados, sino por la necesidad de asegurar a futuro un nivel de liquidez. Los riesgos se elevan por los vaivenes del mercado por los precios del petróleo, los *cracks* bursátiles, las devaluaciones del tipo de cambio y los ajustes en las tasas de interés (Gamboa & Vega, 1998). La creación y el uso de estos instrumentos, acompañada por el empleo de diversos activos subyacentes, resultan ser un mecanismo de inversión, a la vez que se logra conservar el valor en el tiempo, de liquidez y de fijar precios a futuro, siendo por ello una forma de transferencia de riesgos (Chorafas, 1996; Gamboa & Vega, 1998).

En el mercado de futuros, resulta crucial el cómo se mueven las operaciones y qué precios tienen los contratos. Dicho precio se puede expresar a partir de la siguiente ecuación:

$$F = \alpha S + \beta(Rt) + C \quad \alpha > 0 \quad (4)$$

$$Rt = R_0 + \varepsilon_{t-1} \quad (5)$$

F: Precio del futuro

S: Precio del activo subyacente

R_t: Riesgo base (diferencia entre precio anterior y de hoy)

C: Costos implícitos de transacción⁶

R₀: Valoración del riesgo en tiempo cero

ε_{t-1}: Término de perturbación, con retraso de un periodo

En trabajos estadísticos, los precios futuros y precios *spot* de hoy se encuentran que las desviaciones de ambas son pequeñas. Ello se atribuye al buen funcionamiento de los mecanismos de arbitrajes, y en consecuencia, las negociaciones se vuelven eficientes y viables. A medida que haya una diferencia entre el precio a futuro y el valor *spot* actual, surge el “riesgo base” (R_t). Este debería ser de cero, cuando se acerca a la fecha de entrega. Lo cual, no es así en la

⁶ Para Ronald Coase (1937), los costos de transacción tienen que ser considerados en los intercambios, por representar una externalidad en los intercambios, pero abre la posibilidad de que haya un proceso de innovación y darse la eficiencia del mercado.

realidad del cómo operan los mercados. Así, la falta de oportunidades de arbitraje se provoca que haya mayor riesgo (Hull, 2017:75).

Para Elvira & Larraga (2008), una valoración del contrato de futuro bajo el respaldo de un índice bursátil tiene otra formulación, a partir de las condiciones de un mercado accionario, y considerando que éste índice presenta ajustes en aquellas acciones, cuyas emisoras tienen ampliaciones de capital, pero no otorgan derechos a dividendos. El valor del contrato de futuro tiene que reflejar las fluctuaciones de una cartera de activos de inversión, cuyo valor subyacente es el índice de precios. Con base en Hull (2009:108), el precio del contrato queda sujeta a la expresión:

$$F = S_t \cdot Z_t \quad (6)$$

$$Z_t = e^{(r-d)t} \quad (7)$$

F: Valor o precio del futuro sobre índice bursátil

S_t : Precio del subyacente (Índice de Precios)

r: Tasa de interés libre de riesgo en plazo

d: Tasa de dividendos en plazo

t: Plazo de entrega

Z_t : Variables no implícitas en el activo Subyacente (r, d, etc.)

En esta formulación, si $F > S_t \cdot Z_t$ conviene invertir en el contrato de futuros, alentadas por ganancias probables; o bien, si $F < S_t \cdot Z_t$ se prefiere no hacerlo por pérdidas esperadas. Esto pudiera ayudar en la representación de los vaivenes, que se dan en los mercados, pero tiene limitaciones. No se contempla las operaciones de futuros y las de arbitraje, que realmente se dan en los mercados, entre compradores y vendedores de los contratos.

Discusión de resultados

Por el libre flujo de capitales con el exterior, hace propicia las condiciones para generar la suficiente confianza y certidumbre respecto a la estabilidad del tipo de cambio. No obstante, algunos autores establecen que ello marca la prioridad en la política económica, la de evitar la especulación y no “desquiciar” los mercados de capitales y divisas (Huerta, 2009). El darse la estabilidad en los mercados debería estar apoyada en una disciplina fiscal y el manejo controlado del tipo de cambio, pese a los ajustes que se vienen dando a finales del 2016 y todo el año de 2017.

La gestión eficiente de los activos y pasivos financieros, ciertamente, se somete a los vaivenes de los mercados y a la búsqueda de mayor valorización de los títulos, acompañada

por un flujo actualizado de los rendimientos futuros. No obstante, es posible que, ante la volatilidad de los mercados, se prefiera el maximizar los rendimientos o el de fijar hoy el precio de la moneda extranjera hasta cierta fecha futura (kozikowski, 2000; Pacheco & Urzúa, 2003), con base en la compra de un instrumento derivado, como son los futuros.

Estructura y composición de las operaciones de futuros

Inicialmente las inversiones de futuros eran sobre las tasas de interés de Cetes 91 días, luego se pasó a las tasas de interés interbancarias de equilibrio. Este desplazamiento de los contratos de futuros se debió a la caída de los precios del petróleo y las crecientes fluctuaciones del tipo de cambio. El predominio de la incertidumbre hizo que los inversionistas prefieran emigrar a otros tipos de contratos. Según datos del Mexder, hubo operaciones en futuros por un total de 3.9 billones de pesos corrientes en 2010, la mayor parte destinadas a tasas de interés interbancaria de equilibrio (TIIE) y Cetes 91 días. Mientras que en 2016 fueron por 756.9 miles de millones de pesos, destinadas a fuertes inversiones con respaldo en el índice bursátil (IPC), más no sobre tasas de interés (Tabla 1).

Esta gestión y distribución de riesgos recae en la configuración de contratos de futuros que, durante 2010 al 2016, se observó una dinámica en favor de activos subyacentes, como son las tasas de interés conocida como TIIE a 28 días, que absorbió el 65.9% en 2010 y pasó al 7.2% en 2016, a medida que tuvo un mayor impacto la volatilidad del tipo de cambio y ya no hubo certidumbre en el rumbo de las cotizaciones en divisas. En cambio, los futuros con base en índices bursátiles (IPC) fueron la alternativa de inversión, más prometedora y creciente, al moverse de un 11.1% del total en 2010 al 59.4% en 2016.

En cuanto a bonos, como activos subyacentes, los futuros absorbieron un 13.5% del total de recursos en 2010 al 27.3% en 2016 (Tabla 2). Los instrumentos más importantes en estos contratos de futuros fueron los bonos de 3 años (M3), de 10 años (M10), de 20 años (M20) y en 2016 tuvieron un repunte los bonos que vencen en diciembre (DC24). Cuando se trató de acciones y Certificados de Participación Ordinaria (CPO), incluidas en las operaciones del Mexder, los futuros no mostraron realmente que hubiera fuertes inversiones en ellas. Pero, si hubo reportes de movimientos y operaciones en futuros de América Móvil, Cemex CPO, Grupo México B y Walmex V, entre otras.

Tabla 1
Composición de los contratos de futuros por tipo de activo adyacente, 2010-2016 (Millones de pesos corrientes)

Concepto	2010	% del Total	2011	% del Total	2012	% del Total	2013	% del Total	2014	% del Total	2015	% del Total	2016	% del Total
Subíndice índices bursátiles	441,265.8	11.1	441,017.7	10.3	422,145.9	12.0	397,541.0	25.3	422,787.7	33.8	518,095.0	41.6	496,334.3	65.6
IPC	441,265.8	11.1	441,017.7	10.3	422,145.9	12.0	397,541.0	25.3	414,774.4	33.2	480,302.8	38.6	449,686.8	59.4
Mini IPC									8,013.2	0.6	37,792.2	3.0	46,647.6	6.2
Subtotal Tasas	2,986,015.9	75.4	3,174,489.2	74.4	2,697,926.1	76.5	1,003,976.4	63.9	705,683.7	56.5	567,596.7	45.6	54,341.0	7.2
CETES 91	375,856.9	9.5	327,827.1	7.7	167,880.2	4.8	46,140.9	2.9	4,660.0	0.4	0.0	0.0	0	0.0
TIEE 28	2,610,159.0	65.9	2,846,662.1	67.7	2,530,045.8	71.7	957,835.4	60.9	701,023.7	56.1	567,596.7	45.6	54,341.0	7.2
Subtotal bonos	534,059.6	13.5	653,941.6	15.3	406,605.4	11.5	169,828.1	10.8	120,807.9	9.7	158,700.4	12.8	206,284.2	27.3
Subtotal acciones	40.3	0.0	169.3	0.0	1.9	0.0	175.1	0.0	162.2	0.0	37.9	0.0	38.5	0.0
Sumas	3,961,381.7	100.0	4,269,617.7	100.0	3,526,679.3	100.0	1,571,520.6	100.0	1,249,441.4	100.0	1,244,439.0	100.0	756,997.9	100.0

Fuente: Elaboración con base en datos del Mercado Mexicano de Derivados, S.A. (Mexder).

Tabla 2
Contratos de futuros por tipo de bonos y acciones, 2010-2016 (Millones de pesos corrientes)

Concepto	2010	% del Total	2011	% del Total	2012	% del Total	2013	% del Total	2014	% del Total	2015	% del Total	2016	% del Total
Subtotal bonos	534,059.6	13.5	653,941.6	15.3	406,605.4	11.5	169,828.1	10.8	120,807.9	9.7	158,700.4	12.8	206,284.2	27.3
DC18											3,681.5	0.3	38,100.8	5.0
DC24											145,754.0	11.7	168,183.4	22.2
Bonos de 3 años (M3)	116,421.3	2.9	21,333.5	0.5	29,423.5	0.8	32,492.5	2.1	28,749.6	2.3	2,497.2	0.2		
Bono de 10 años (M10)	259,158.9	6.5	335,572.6	7.9	192,554.7	5.5	38,787.6	2.5	6,180.9	0.5	19.1	0.0	0.0	
Bono de 20 años (M20)	158,479.4	4.0	252,012.2	5.9	148,617.8	4.2	98,427.2	6.3	16,852.8	1.3	0.0	0.0	0.0	
Bono de 30 años (M30)			45,023.3	1.1	36,009.4	1.0	120.9	0.0	2,263.0	0.2	1,865.3	0.1	0.0	
Bono DC24									57,207.9	4.6				
Bono MY31									9,553.8	0.8	4,883.4	0.4		
Subtotal acciones	40.3	0.0	169.3	0.0	1.9	0.0	175.1	0.0	162.2	0.0	37.9	0.0	38.5	0.0
American movil	1.3	0.0	16.0	0.0	0.2	0.0	48.3	0.0	3.4	0.0	0.0			
Brtrac	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0		0.0		0.0			
Cemex CPO	0.0	0.0	15.2	0.0	1.7	0.0	0.0		2.7	0.0	2.3	0.0		
FemsaL	0.0	0.0									8.7	0.0		
Femsa UBD			0.0		0.0		0.0		0.0					
Gearso A1			0.0		0.0		0.0		0.0		12.7	0.0	0.0	
Gmexico B			31.3	0.0	0.0	0.0	120.1	0.0	150.0	0.0	1.1	0.0	38.5	0.0
Iltrac			1.7	0.0	0.0		0.0		0.0		0.0			
Mextrac			0.0	0.0	0.0		0.0		0.0		0.0		0.0	
Walmex V	39.1	0.0	104.9	0.0	0.0	0.0	6.7	0.0	6.1	0.0				
Walmart											13.1	0.0	0.0	
maíz							0.0		0.0		0.0		0.0	

Fuente: Elaboración con base en datos del Mercado Mexicano de Derivados, S.A. (Mexder).

Proceso GARCH y análisis de resultados en general

En el mercado de futuros, el análisis de la serie de importes mensuales de los contratos en un lapso de 2010 al 2016, nos lleva a una media de 26,403.3 millones de pesos corrientes por mes (Tabla 3). Existe una enorme variabilidad en los importes de los contratos. Desde un mínimo de 5,108.6 y un nivel máximo de 122,935.6 millones de pesos mensuales. La asimetría fue de 3.0 y un coeficiente de curtosis de 12.7, cuya distribución alcanzó a poseer una alta concentración en torno a la media y gran apuntamiento hacia un lado (leptocúrtica) (Figura 2).

Tabla 3
Indicadores Básicos, 2010-2016

Estadística Descriptiva	
Media:	26,403.3
Desviación Estándar:	17,698.1
Asimetría:	3.0
Curtosis:	12.7
Mediana:	22,959.8
Mínimo:	5,108.6
Máximo:	122,935.6
Q 1:	17,004.6
Q 3:	31,510.7

Fuente: Elaboración con datos del Mexder.

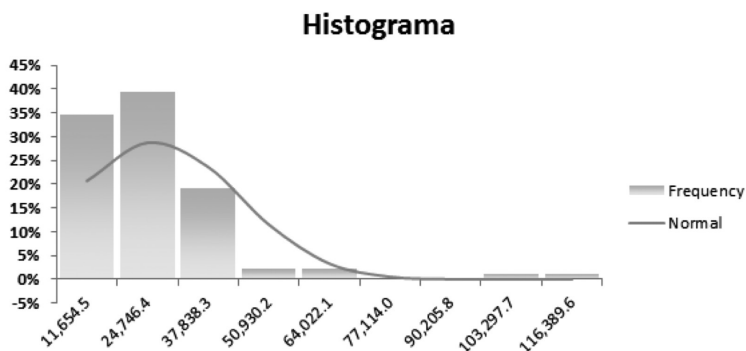


Figura 2. Distribución de datos a lo largo del periodo 2010-2016.

Fuente: Elaboración propia con datos del Mexder

Tomando los importes mensuales de los contratos de futuros, que comprende 84 observaciones, se aplicó el método lineal GARCH entre 2010 y 2016, lo que arrojó una volatilidad condicional positiva y la varianza condicional no fue constante. En virtud de que se cumplen tres reglas:

a) La estimación de parámetros son positivos $\alpha_0=996.3$ millones, $\alpha_1=0.01$ y $\beta_1=0.01$, para los tres casos de GARCH (1,1), la de distribución normal, t-student y la función del error generalizado (GED) (Tabla 4).

b) Con estos parámetros estimados $(\alpha_1 + \beta_1) < 1$ implica que existe persistencia, en términos de velocidad de la reversión de los errores respecto a la media. El proceso GARCH (1,1) es estrictamente estacionario y ergódico, por cumplirse las condiciones de ser convergente y congruente a un mayor acercamiento a la media, a medida que crece el tamaño de la muestra.

c) En particular, el parámetro β_1 es distinta de 0, aunque es cercano a cero. Eso refleja que la distribución de la serie de los importes de los contratos mensuales no es de colas gruesas hacia uno de los lados.

La no negatividad de los parámetros α y β , así como las demás reglas, da lugar a que no exista impedimento en aceptar las estimaciones mediante el proceso GARCH. La esperanza del modelo GARCH (p,q) sea cero y que la varianza sea distribuida en forma homocedástica, a lo largo del periodo.

Con base en estos parámetros, los modelos GARCH arroja estimaciones dentro de la muestra para los rendimientos diarios de los precios de futuros para el periodo, utilizando el método de cuasi-máxima verosimilitud, que proporciona errores estándar más robustos y asumiendo que las variaciones siguen una distribución normal. Por los resultados de los parámetros de cuasi-máxima verosimilitud del modelo GARCH, se puede observar que todos los estimadores son estadísticamente significativos, para los diferentes niveles de significancia.

Asimismo, en cuanto a los parámetros de la ecuación de la varianza condicional, el modelo GARCH (1,1) de estos contratos de futuros no muestra patrones dinámicos de volatilidad condicional, tal como es la creencia financiera. Los parámetros estimados son estadísticamente significativos, en los intervalos de confianza más comunes.

Tabla 4

Aplicación de GARCH en futuros: Parámetros estimados

Parámetros	Valores-Garch (1,1) [Distribución Normal]	Valores-Garch (1,1) [T-Student]	Valores-Garch (1,1) [Función Error Generalizado (GED)]
μ	26,403.31	26,403.31	26,403.31
a_0	996,318,857.56	996,318,857.56	996,318,857.56
a_1	0.01	0.01	0.01
b_1	0.01	0.01	0.01
v	-	5.00	2.00

Pruebas	p-valor	Significado
Ruido-Blanco	37.41%	Verdadero
Distribución Normal?	0.00%	Falso
Efecto ARCH?	99.28%	Falso

Objetivo de Residuales	P-Valor	Significado	Prueba de Significancia al 5.00%
0	0.00%	Verdadero	
0	0.00%	Verdadero	
0	0.00%	Verdadero	

Fuente: Elaboración con base en datos del Mexder.

En este análisis se realiza la evaluación de la hipótesis nula, considerando el p-valor, la prueba de ruido blanco nos da un resultado determinante sobre los rendimientos que generan los movimientos en los importes de los contratos de futuros. La baja significancia del modelo GARCH, muestra claramente que no hay auto-correlación serial en los rendimientos de los precios de futuros, y acepta así la hipótesis nula de proceso de ruido blanco en las series, particularmente en los rendimientos para cualquier nivel de significancia.

Por el contrario, los parámetros que se obtienen con la aplicación de la distribución normal y del efecto ARCH nos dan resultados no satisfactorios. Cuando se analizan los residuales, el término de error (ε_t) sigue una distribución normal condicional, con media cero y varianza constante (σ^2), lo que permite inferir que las estimaciones sean significativas. En consecuencia, los resultados muestran fuerte evidencia de un alto grado de persistencia en el proceso de la volatilidad condicional en los precios de futuros.

Volatilidad cuando el activo subyacente sea el índice bursátil (IPC)

El análisis de la volatilidad condicional y los procesos estocásticos merecen una atención escrupulosa, cuando el activo subyacente es el Índice de Precios y Cotizaciones (IPC) de la bolsa. Los rendimientos y la volatilidad de este índice están representando las oportunidades de inversión, valoradas en los contratos de futuros. En esencia, las operaciones de futuros dependen más de cómo se mueven los precios de los activos subyacentes (Zhong, Darrat & Otero, 2004). Como es el caso del índice bursátil, que refleja todos los movimientos de las

acciones⁷. Las valoraciones de los futuros, por consecuencia, dejan de tener un exclusivo activo subyacente en referencia en los precios *spot* de los *commodities*, bajo la creencia de asegurar a futuro un precio de estos productos.

La volatilidad condicional y los procesos estocásticos de los importes en futuros se observan su relación con los movimientos del índice bursátil. Se toman las series mensuales del IPC, siendo 84 observaciones, que se analizan con el proceso GARCH para un período del 2010 al 2016. Esto arroja una media de 40,521.7 puntos (Tabla 5). Hay una marcada variabilidad en el comportamiento del IPC, que va de un mínimo de 31,333 a un máximo de 48,011 puntos. El valor de la asimetría es de -0.46 y una curtosis de 2.13 (leptocúrtica), reflejando una distribución con apuntamiento.

Tabla 5
Estadística descriptiva: Índice bursátil (IPC)

Media	40,521.7
Desviación estándar	4,507.3
Varianza	20,300,000.0
Coefficiente variación	0.11
Asimetría	-0.46
Curtosis	2.13
Rango	16,677.9
Mínimo	31,333.6
Máximo	48,011.5
No. observaciones	84

Fuente: Elaboración con base en datos del Mexder.

El uso del proceso ARCH a los importes mensuales de estos contratos, nos lleva a la estimación de parámetros positivos, como son: $\alpha_0=1.10$, $\alpha_1=0.18$ y $\beta_1=6.03$. Esto refleja que la volatilidad condicional sea positiva y la varianza condicional no sea constante; esto es, que hay heterocedasticidad⁸ en consideración de periodos rezagados ($t-1$) y las estimaciones pueden no ser significativas.

En cuanto a la aplicación del GARCH (1,1), para la serie mensual de importes de los contratos de futuros de 2010-2016, describe una volatilidad condicional no positiva y la varianza condicional que no es constante. Está basado en tres reglas:

a) La estimación de parámetros no todos son positivos $\alpha_0=0.00$, $\alpha_1=0.02$ y $\beta_1=-0.26$, si se considera una distribución normal de los errores. (Tabla 6).

⁷ Existen trabajos (Zhong, Darrat & Otero, 2004) que muestran que el mercado de futuros utiliza el índice bursátil, como activo subyacente y es fiel reflejo de los precios de las acciones; pero su volatilidad se vuelve una fuente de inestabilidad.

⁸ Si la varianza de los errores no es constante, se conoce con el nombre de heteroscedasticidad y puede dar estimaciones incorrectas de los coeficientes (Engel, 2001).

b) Estos parámetros estimados no cumplen con: $(\alpha_1 + \beta_1) < 1$. Ello implica que el proceso GARCH (1,1) no es estrictamente estacionario, para el periodo analizado.

c) El parámetro β_1 es distinta de 0, tiene valor negativo. Eso refleja que la distribución de la serie de los importes mensuales presenta colas gruesas, pero con tendencias hacia valores menores a la media y la mediana.

Tabla 6

Métodos ARCH y GARCH a índices bursátiles (IPC): Parámetros estimados

Parámetros	Valores-ARCH (1,1)	Valores-GARCH (1,1)
μ	40,759.87	40,759.87
α_0	1.10	0.00
α_1	0.18	0.02
β_1	6.03	-0.26
v	0.00	0.79

Fuente: Elaboración con base en datos del Mexder.

En esta ocasión, no se cumple la no negatividad de los parámetros estimados, porque $\beta < 0$, lleva a no aceptar las estimaciones ARCH ni con GARCH, cuando el activo subyacente incorpora el índice bursátil. Por tanto, existe la presencia de una distribución de errores heterocedástica, a lo largo del período.

Con base en el proceso GARCH, cuando el activo subyacente es el IPC de la Bolsa, que considera los términos rezagados de los errores y la varianzas, siendo un método útil con base en las siguientes observaciones:

- Logra predecir la varianza condicional y por ende la volatilidad (Engel, 2001).
- Es necesario estar seguro de haber heterocedasticidad, como una condición previa.
- Si se capta que la volatilidad es alta y persistente, entonces se vuelve más peligrosa.

Este método es una herramienta, que puede dar indicios confiables en el comportamiento de una exposición al riesgo de un mercado de acciones.

En este caso, el periodo 2010-2016 implica la utilización de más de 2000 observaciones diarias, lo que lleva a apreciar el comportamiento tan inestable y volátil por tramos. Los cambios más significativos en la variabilidad de los precios ocurrieron entre 2014 y 2015 – que se deduce en la secuencia de 1450 a 1600 observaciones de la figura 3 - debido a las fuertes fluctuaciones del índice bursátil, ante caídas bruscas en los precios del petróleo y la influencia de otras variables. Para identificar la no constancia de la varianza y el crecimiento

de la volatilidad, se trabajó con el modelo ARCH, y luego GARCH, siendo el más útil para estimar las varianzas, mediante un promedio ponderado del cuadrado de los residuales y la serie de rezagos pasados.

En la figura 3 se muestra la serie de volatilidades diarias, reflejo de los rendimientos financieros, poseen periodos más o menos estables, de diferencias mínimas en la variabilidad del índice de precios (IPC). Se intercalan con alta variabilidad e inestabilidad, de fluctuaciones pronunciadas, para luego volver a fluctuaciones menores y simétricas, alrededor de la media. Es posible distinguir un agrupamiento de la volatilidad, con relativa persistencia y reversión a la media. Evidente la homocedasticidad condicional en ciertos tramos, para luego regresar a la dispersión o heterocedasticidad condicional, la cual se le conoce como efecto *clustering* o volatilidad en aglomeraciones (Engle, 1982; Bollerslev, 1986).

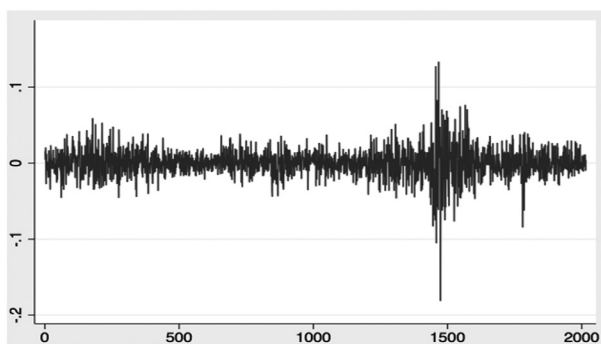


Figura 3. Evolución de los rendimientos diarios de los contratos de futuros con base en el índice de Precios y Cotizaciones de la Bolsa.

Fuente: Elaboración con base en datos del Mexder.

Además de esta situación, se aprecia los cambios en la varianza de un periodo a otro, que no ocurren de modo aleatorio. Hay periodos de baja volatilidad e igual varianza, seguidos de periodos de un alza en la volatilidad, para luego volver a disminuir y ser estable. Todo ello implica que la varianza de los errores y la volatilidad están ineludiblemente asociadas, para el caso de futuros y el IPC de la Bolsa.

Volatilidad de los futuros respecto a las tasas de interés

Con base en las tasas de interés de cetes a 28 días del Banco de México, como valor subyacente de futuros, el proceso estocástico de estas tasas promedio mensual llegó a ser determinante en los importes de los contratos de futuros. Se observó una baja volatilidad de las tasas de interés, con un coeficiente de variación del 16.7% respecto a la media, que osciló entre 2.67%

y 5.61% en el periodo, su valor máximo. Una media de 3.82%. La varianza de la muestra fue de 0.41 y una curtosis de -0.70, que refleja una distribución menos apuntada (platicúrtica) y con colas más gruesas (Tabla 7).

Tabla 7
Estadística descriptiva: Tasas de CETES 28 días.

ESTADÍSTICA DESCRIPTIVA: TASAS DE CETES 28 DIAS	
Media	3.82
Error típico	0.07
Mediana	4.04
Moda	3.02
Desviación estándar	0.64
Varianza de la muestra	0.41
Coefficiente de variación	0.16
Curtosis	-0.70
Coefficiente de asimetría	-0.10
Rango	2.94
Mínimo	2.67
Máximo	5.61
No. observaciones	84

Fuente: Elaboración con base en datos del Mexder.

El método GARCH que se aplica a la serie mensual de las tasas de interés 2010 a 2016, para estimar el comportamiento de la varianza condicional, los residuales cuadrados y la volatilidad condicional será estrictamente positiva y se apega al proceso GARCH (1,1), consiste en que se cumplan al menos dos reglas:

Los parámetros son $\alpha_0=0$, $\alpha_1=0.51$ y $\beta_1=0.51$, siendo positivos en las tres situaciones de GARCH (1,1), para la distribución normal, t-student y utilizando la función del error generalizado (GED) (Tabla 8).

Como los parámetros estimados $(\alpha_1 + \beta_1) > 1$, ligeramente se supera la unidad, lo que significa que el proceso GARCH (1,1) da una varianza no persistente, ligeramente. No hay un proceso estrictamente estacionario, para la determinación de la varianza condicional.

El cumplimiento de estas reglas, dada la no negatividad de los parámetros α y β , entonces es posible aceptar las estimaciones GARCH, respecto a las tres condiciones de distribución normal, t-student y función de error generalizado.

Una curtosis de -0.70 y un parámetro de $\beta_1=0.51$, que es b_1 distinto de 0. Resulta evidente que las colas de la distribución de las tasas de interés sean más gruesas, que lo normal, ante la descripción de una curtosis casi plana, sin apuntamiento.

Tabla 8
Método GARCH a tasas de interés en CETES: Parámetros estimados

Parámetros	Valores-Garch (1,1) [Distribución Normal]	Valores-Garch (1,1) [T-Student]	Valores-Garch (1,1) [Función Error Generalizado (GED)]
μ	3.82	3.82	3.82
a_0	0.00	0.00	0.00
a_1	0.51	0.51	0.51
b_1	0.51	0.51	0.51
v	-	5.00	2.00

Pruebas	p-valor	Significado
Ruido-Blanco	0.00%	Falso
Distribución Normal?	37.22%	Verdadero
Efecto ARCH?	0.00%	Verdadero

Objetivo de Residuales	P-Valor	Significado	Prueba de Significancia al 5.00%
0	0.00%	Verdadero	
0	36.21%	Falso	
0	7.21%	Falso	

Fuente: Elaboración con base en datos del Banco de México.

Por una evaluación de estos parámetros, si se considera la existencia de ruido blanco, nos da que los futuros no logran resultados determinantes sobre los rendimientos y la volatilidad, en consideración de las tasas de interés. Por su parte, los parámetros que resultan de la distribución normal y la aplicación del Efecto ARCH, que contempla el pasado más reciente para estimar la varianza de un periodo, sí nos da resultados determinantes sobre los rendimientos de la tasas de interés. La prueba de significancia al 5% de los residuales al cuadrado, por el término de error (ε_t) sigue una distribución normal condicional, con media cero y varianza constante (σ^2); lo que advierte de una fuerte confianza y precisión en los parámetros estimados.

Conclusiones

El empleo del método GARCH y en ciertos casos ARCH nos da una estimación satisfactoria del grado de volatilidad esperada condicional, ante diversos activos subyacentes en los contratos de futuros. Por los parámetros estimados se aprecia que el proceso GARCH es más aceptable, aún que los errores no se distribuyan de modo normal. Cabe señalar, que en la medición de la volatilidad se involucró los importes mensuales de los contratos. Sin embargo, los resultados se mueven significativamente cuando la serie estadística cambia y se utiliza el índice bursátil y las tasas de interés de CETES.

Ante la presencia de una persistente volatilidad en el índice de precios y los rendimientos de los bonos, los inversionistas tienen un comportamiento no predecible en cuanto a sí ello le va a servir en la toma de decisiones respecto a los contratos de futuros. Los inversionistas tienen que esperar un rendimiento superior, a medida que haya una rentabilidad mayor, ajustada al riesgo (Crane et al, 1995). Como ya fue mostrado, los contratos de futuros dependen

de que tan volátil sea el mercado de acciones, para que sea tomado el índice de precios de este instrumento, como referencia del activo subyacente.

No obstante las críticas y los señalamientos, el modelo GARCH es útil y es una herramienta clave en el análisis del comportamiento de la exposición al riesgo en los mercados de futuros, en particular. Quizás en otros mercados financieros no lo sea, por el grado de volatilidad y porqué ésta sea más persistente y peligrosa. En economías emergentes, a medida que se atribuye a una fuerte debilidad de sus estructuras institucionales y financieras.

Las operaciones de los futuros quedan como un reflejo de las oportunidades de inversión, dependiendo de que el precio del futuro sí sea una buena alternativa de inversión. Estos contratos tuvieron un comportamiento al alza, en cuanto a montos de inversiones y de que las decisiones se apoyan más con la certeza en el precio a futuro. En efecto, que ello no represente una pérdida, en la negociación de un contrato de futuro. Además, las inversiones de futuros pueden arrojar posibles rendimientos esperados, a medida que los contratos contemplen uno o más activos subyacentes, cuya tasa de interés sea generadora de expectativas alentadoras en el largo plazo.

Referencias

- Abascal, Mario (2016). *Análisis de series temporales financieras*. Trabajo de fin de grado, Grado en Economía 2015-2016, Universidad de Cantabria, 30 de junio 2016, pp. 1-29.
- Aguirre, Alejandro; Vaquera, Humberto, Ramírez, Martha, José R. Valdez & Carlos A. Aguirre (2013). "Estimación del valor en riesgo en la BMV usando modelos de heterocedasticidad condicional y teoría de valores extremos". *Economía mexicana*, nueva época, vol. XXII, No. 1, revista del CIDE, primer semestre 2013, pp. 177-205.
- Ang, J. B. (2010). "Does foreign aid promote growth? Exploring the role of financial liberalization". *Review of Development Economics*, 14(2), pp. 197-212.
- Arango, Mónica & Arroyave, Santiago (2016). "Análisis de combustibles fósiles en el mercado de generación de energía eléctrica en Colombia: un contraste entre modelos de volatilidad". *Revista Métodos Cuantitativos para la Economía y la Empresa*, No. 22. Sevilla, España: Universidad Pablo de Olavide, diciembre, 2016, pp. 190-215.
- Bariviera, Aurelio; Basgall, Maria J.; Hasperue, Waldo y Marcelo Naiouf (2017). Some stylized facts of the Bitcoin market. *Physica A: Statistical*. Published by Elsevier. August 16, 2017.
- Bollerslev, T., R. F. Engle & D. B. Nelson. (1994). ARCH models. In R. F. Engle and D. L. McFadden (Eds.), *Handbook of Econometrics IV*, Amsterdam: Elsevier Science, 2961-3038.
- Bollerslev, T. (1986). "Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity". *Journal of Econometrics*, 31, 307-327.
- Chesnais, Francois (2000). "¿Crisis financieras o indicios de crisis económicas características del régimen de acumulación actual?". En Chesnais, F. & D. Plihon (Coordinadores). *Las Trampas de las Finanzas Mundiales*. Madrid: Akal.
- Chorafas, Dimitris (1996). *Practical Introductions to Advanced Financial Analysis: Markets and the Instruments which they Fund*. London: Euromoney Publications.
- Coase, Ronald (1937). "The Nature of Firm: Origin". *Economica*, New Series, Vol.4, Issue 16 (Nov., 1937), pp. 386-405.
- Crane, D.B. Froot, K. A., Mason, S. P.; Perold, A.; Merton, R. C.; Bodie, Z. & Tufano, P. (1995). *The Global Financial System: a Funcional Perspective*.
- De Jesús, Raúl (2008). Riesgo y volatilidad en los mercados accionarios emergentes: Medición del VAR y CVAR aplicando la teoría de valor extremo. Tesis de Doctorado en Ingeniería. México: Facultad de Ingeniería, UNAM.
- De Jesús, Raúl & Miguel A. Díaz (2011). "Soluciones de forma cerrada para la valuación de opciones con tasa de

- interés estocástica bajo una medida forward neutral al riesgo”. *Estocástica, finanzas y riesgo*, No.2, Año 1, julio-diciembre 2011, UAM-A, Depto. de Administración, pp. 7-33.
- Dyhrberg, Anne H. (2015). “Bitcoin, gold and the dollar: A GARCH volatility analysis”, *Working Paper Series*, UCD Centre for Economic Research, No.15/20.
- Elvira, Oscar & Pablo Larraga (2008). *Mercado de Productos Derivados*. Barcelona: Bresca Editorial.
- Engle, Robert (2001). The Use of GARCH/ARCH Models in Applied Econometrics. *Journal of Economic Perspectives*, 4, 157-168.
- Engle, Robert (1982). “Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation”. *Econometrica*, No.4, Vol. 50, (july), pp. 987-1008.
- Gamboa, Gerardo & Francisco Vega (1998). “Ventajas de la incorporación de productos derivados en las sociedades de inversión”. *Sociedades de Inversión*, No.2. México: Grupo de Asesores Financieros (GAF)-Ediciones y Gráficos Eón S.A.
- Girón, Alicia (2010). “Acciones especulativas y desplomes financieros”. *Economía Informa*, No. 362. México: UNAM-FE, enero-febrero 2010, pp. 17- 22.
- Grimmett, G.R. & D.R. Stirzaker (1992). *Probability and Random Process*. 2a. edición. New York: Oxford University Press.
- González, G.; Mora, A. y G. Solano (2015). “Empleando diferentes métodos de estimación de la volatilidad”. *Estudios Gerenciales*, 31 (136), pp. 287-298.
<http://doi.org/10.1016/j.estger.2015.03.004>
- Huerta, Arturo (2009). “La autonomía del Banco Central y su inoperatividad a favor de la dinámica económica”. En Flores, Daniel; Ma. Lourdes Treviño y Jorge Valero (Coordinadores). *La economía mexicana en 19 miradas*. México: UANL-M.A. Porrúa.
- Hull, John C. (2017). *Options, Futures and Other Derivatives*. 10th edition. USA: Pearson.
- Hull, John (2009). *Introducción a los mercados de futuros y opciones*. 6a. edición. México: Pearson Educación de México S.A.
- Katsiampa, Paraskevi (2017). Volatility estimation for Bitcoin: Acomparision of GARCH models. *Economics Letters* 158 (3),(6). Published by Elsevier B.V.
- Kozikowski, Zbigniew (2000). *Finanzas Internacionales*. México: McGraw-Hill.
- Mettenheim, Kurt (2013). Back to basics in banking theory and varieties of finance capitalism. *Accounting, Economics and Law*, 3(3), 357-405.
- Miller, Merton H. (1992). *Financial innovations and market volatility*. New York: *The Free Press*.
- Mishkin, Frederic (2014). *Moneda, banca y mercados financieros*. Edit. Pearson, 10ª. Edición.
- Ontiveros, Emilio (1994). “Merton H. Miller: Financial innovations and market volatility”. *Revista de Economía Aplicada*, No.4 (Vol. 11), pp. 205-210.
- Orhangazi, O. (2015). “Financial deregulation and the 2007-08 US financial crisis”. In Hein, E., Detzer, D., Dodig, N. (eds.), *The Demise of Finance-dominated Capitalism: Explaining the Financial and Economic Crises*. Cheltenham: Edward Elgar.
- Pacheco, Cristina & José de J. Urzúa (2003). “Instrumentos financieros del mercado de derivados que se manejan en México”. *Mercados y Negocios*, Vol. 8, año 4, julio-diciembre 2003, pp. 41-48.
- Soto, Roberto (2010). “Desregulación financiera y finanzas en México”, *Economía Informa*, No. 362, México: UNAM-FE, enero-febrero 2010, pp.48-58.
- Tsay, R.S. (2002). *Analysis of financial time series*. Nueva York: John Wiley and Sons, Inc., 448 pp.
- Vershik, Ana (2000). *Derivados Financieros y de Productos*. Buenos Aires: Ediciones Macchi.
- Zhong, Maosen; Ali Darrat & Rafael Otero (2004). “Price discovery and volatility spillovers ind index futures markets: Some evidence from Mexico”. *Journal of Banking and Finance*, 28 (12), pp. 3037-3054.