

# Escenarios Monte Carlo para estrategias con expectativas de baja volatilidad cambiante mediante opciones europeas de compra y venta

Monte Carlo scenarios for strategies with  
expectations of changing low volatility using  
European call and put options

---

Héctor Alonso Olivares Aguayo\*

Ambrosio Ortiz-Ramírez\*\*

Christian Bucio Pacheco\*\*\*

Fecha de recepción: 1º de noviembre de 2014

Fecha de aceptación: 28 de enero de 2015

---

\* Instituto Politécnico Nacional,  
Escuela Superior de Economía  
hectorlivares@hotmail.com

\*\* Instituto Politécnico Nacional,  
Escuela Superior de Economía  
amortiz@ipn.mx

\*\*\* Universidad Autónoma del Estado de México,  
Unidad Académica Profesional Huehuetoca  
cbuciop@uaemex.mx

## RESUMEN

En este trabajo se generan estrategias especulativas en volatilidad con opciones europeas sobre veintiún componentes del Índice de Precios y Cotizaciones (IPC) y sobre este mismo índice, bajo el supuesto de que la volatilidad del activo subyacente es conducida por un proceso GARCH-M (1,1) calibrado con datos históricos, el precio de la opción se obtiene por simulación Monte Carlo. Con las estrategias de volatilidad construidas con los precios de las opciones simuladas se determinó que la estrategia *cono corto* es adecuada al realizar operaciones en el mercado mexicano (IPC) para plazos de 45 y 60 días, pero no para aquellas a 90 días. Asimismo se observó una relación directa entre el plazo y la estrategia cono corto en cuanto a ganancias al emplear ésta en el componente KIMBERA en el corto plazo, es decir, al aumentar el plazo, se obtuvo una mayor ganancia generada por dicha estrategia.

Clasificación JEL: C15, C58, G13, G17

**Palabras clave:** Monte Carlo, GARCH, valoración de opciones, volatilidad

## ABSTRACT

*In this paper speculative volatility strategies are generated with European options on twenty one components of the Mexican Stock Exchange (IPC) and on this same index, under the assumption that the volatility of the underlying asset is driven by a GARCH-M (1,1) process calibrated with historical data, the option price is obtained by Monte Carlo simulation. With volatility strategies built with simulated option prices, it was determined that the short cone strategy is adequate to trade in the Mexican market (IPC) for periods of 45 to 60 days, but not for 90 days periods. Moreover, a direct relationship between the term and the short cone strategy in terms of profits was observed when using this strategy in the KIMBERA component in the short term, i.e. by increasing the length a higher profit generated by such a strategy was obtained.*

Clasificación JEL: C15, C58, G13, G17

**Keywords:** Monte Carlo, GARCH, option pricing, volatility.

## Introducción

En esta investigación se distingue una parte del proceso de toma de decisiones de un agente racional que requiere invertir en un activo a saber: una opción. Para esto se considera que el agente tiene un perfil de riesgo de inversión agresivo, es decir, el objetivo es obtener ganancias al destinar parte de su riqueza a la compra de una opción. Sin embargo debe considerar el riesgo al que está expuesto al implementar estrategias para disminuir las pérdidas potenciales que pudiera tener, esto es, generando una cantidad determinada de posibles escenarios previos a su decisión de inversión. Las estrategias son generadas al comprar o vender opciones, o por las posibles combinaciones de al menos dos de éstas, de acuerdo a la expectativa del agente sobre la dinámica del mercado. Las estrategias de inversión son útiles porque el agente puede protegerse, tanto de los cambios del precio del subyacente y por supuesto de la volatilidad, es por ello que las estrategias pueden clasificarse en cinco clases: alcistas, bajistas, neutrales, de arbitraje y de volatilidad McMillan (2002). Sin embargo el factor más importante para determinar el precio de una opción es la incertidumbre asociada a la dinámica del activo subyacente, cuya fuente son los cambios abruptos en precio y del mercado, dicha incertidumbre usualmente es medida por su volatilidad. La volatilidad es una variable clave que está implícita en la mayoría de los instrumentos financieros y juega un papel central en muchas áreas de finanzas cuantitativas. Por ejemplo, la volatilidad es fundamental en los modelos de valuación de activos y en estrategias de cobertura dinámica, así como en la determinación de los precios de las opciones. De acuerdo con Cont (2001) una de las características de los rendimientos de las series de tiempo financieras es que su media parece ser constante mientras su varianza cambia con el tiempo. Además los rendimientos muestran *clusters* de volatilidad; grandes cambios en los rendimientos son seguidos por otros grandes cambios, tal fenómeno fue estudiado por primera vez en Mandelbrot (1963). Otra característica es que la distribución de los rendimientos tiende a tener colas más gordas en comparación con la distribución normal. Uno de los primeros economistas que trabajo sobre estos fenómenos, también conocidos como

hechos estilizados, fue Engle (1982) con el modelo autorregresivo de heteroscedasticidad condicional (ARCH). Bollerslev (1986) lo extendió al modelo generalizado (GARCH).

La fórmula de Black y Scholes (1973) y Merton (1973) basada en el supuesto de que el precio del activo subyacente sigue un proceso de difusión lognormal con volatilidad constante es la referencia usual para calcular precios de opciones sobre un subyacente sin pago de dividendos. No obstante, desde el punto de vista del mercado, este supuesto no se cumple, por ejemplo: las volatilidades implícitas obtenidas con el modelo de Black y Scholes para diferentes plazos y precios de ejercicio no son constantes y tienden a ser en forma de sonrisa. Durante las últimas décadas múltiples trabajos han propuesto extensiones al modelo Black y Scholes para explicar este hecho estilizado. Un enfoque propuesto por Merton (1973) es que la volatilidad sea una función determinista del tiempo. Otros modelos que tratan con la heteroscedasticidad incluyen, el modelo de elasticidad constante en la varianza (*constant-elasticity-of-variance model*) de Cox (1975), Christoffersen, Elkamhi, Feunou y Jacobs (2010), Hao y Zhang (2013), entre otros.

Los modelos GARCH han resultado ser herramientas muy efectivas en la resolución de problemas que involucran a la volatilidad como variable de interés. La fortaleza más grande de los modelos GARCH es su capacidad para describir las propiedades de la varianza de los series de tiempo de los rendimientos de las variables financieras. Varias extensiones del modelo básico son capaces de describir hechos más atípicos de datos financieros, tales como los diferentes impactos de perturbaciones positivas y negativas en la volatilidad futura (véase Bollerslev, 2008, para una tentativa pero no lista exhaustiva sobre los modelos GARCH). Algunos trabajos relacionados con la valuación de opciones y otros temas son, por ejemplo, la caracterización de la medida de neutral al riesgo en el caso GARCH para valorar una opción basada en la función de utilidad de un agente representativo está en Duan (1995). Heston y Nandi (2000) proporciona una fórmula cerrada para el precio de la opción con un con un modelo GARCH para la volatilidad, aunque tiene implícito el cálculo de una integral compleja por métodos numéricos. En Angelidis, Benos y Degiannakis (2004) aplican los modelos GARCH al cálculo del Valor en Riesgo (VaR) y muestran que el uso de la distribución t-Student en lugar de una distribución normal mejora notablemente los pronósticos de VaR.

Este trabajo propone la construcción de estrategias especulativas de volatilidad con opciones europeas con el supuesto de que la volatilidad de la opción es conducida por un modelo GARCH-M calibrado con datos his-

tóricos y el precio de la opción se obtiene por simulación Monte Carlo. La hipótesis es que dicho modelo es viable cuando el inversionista tiene una expectativa de que el precio del subyacente se mantenga en el corto plazo, es decir, cuando se espera una volatilidad baja en tal componente. La metodología propuesta se aplica en la valuación de opciones europeas sobre 21 componentes del Índice de Precios y Cotizaciones (IPC) de la Bolsa Mexicana de Valores (BMV) y sobre el mismo IPC. El desarrollo del presente trabajo es como sigue. En la primera sección se presenta una breve descripción del modelo ARCH-M, en la sección 2 se desarrolla la metodología propuesta, en la sección 3 se presentan y analizan los resultados obtenidos, y por último, se presentan las conclusiones.

## 1. Modelo ARCH-M

El modelo ARCH de Engle (1982) es extendido en Engle, Lilien y Robins (1987) en el modelo ARCH-M con el supuesto que la media dependa de los movimientos de la varianza condicional. Enders (2009) explica que una clase particular de los modelos ARCH-M se pueden aplicar a series históricas de precios de activos, dado que una característica fundamental de estos mercados es que los inversionistas adversos al riesgo requieren una compensación para retener un activo riesgoso. Puesto que el riesgo de un activo puede ser medido por la varianza del rendimiento, el premio al riesgo puede incrementarse en función de la varianza condicional del rendimiento.

Engle *et al* (1987) expresan la idea anterior formulando el rendimiento en exceso del activo riesgoso por retener como sigue:

$$y_t = \mu_t + \varepsilon_t \quad (1)$$

Donde:

$y_t$ : rendimiento en exceso del activo que se desea retener,

$\mu_t$ : premio al riesgo necesario para inducir al inversionista a retener el activo

$\varepsilon_t$ : “shock” no estimable del rendimiento en exceso de los activos

Esta ecuación explica que el exceso de rendimiento para retener el activo debe ser igual al premio al riesgo:

$$E_{t-1}(y_t) = \mu_t \quad (2)$$

Engle *et al* (1987) suponen que el premio al riesgo se incrementa en función de la varianza condicional de  $\varepsilon_t$ , es decir, el incremento de la varianza condicional de los rendimientos aumenta la compensación necesaria para inducir a los inversionistas a retener el activo a largo plazo. Formalmente, si  $\sigma_t^2$  es la varianza condicional del premio al riesgo éste puede ser expresado como:

$$\mu_t = \beta + \delta\sigma_t^2, \quad (3)$$

donde  $\sigma_t^2$  es un proceso ARCH(q):

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{j=1}^q \alpha_j \varepsilon_{t-j}^2 \quad (4)$$

Una generalización del modelo ARCH-M(q) es el modelo ARCH-M(p,q) que considera a la varianza condicional como un modelo GARCH y está dado como:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{j=1}^q \alpha_j \varepsilon_{t-j}^2 + \sum_{j=1}^p \beta_j \mu_{t-j}^2. \quad (5)$$

Las ecuaciones anteriores constituyen la idea básica del modelo ARCH-M. De las dos primeras ecuaciones observamos que la media de  $y_t$  depende de la varianza condicional  $\sigma_t^2$ . De las dos últimas ecuaciones, se observa que la varianza condicional es un proceso ARCH(q) y ARCH(p,q), respectivamente. Si la varianza condicional es constante  $\alpha_1 = \alpha_2 = \dots = \alpha_q = 0$  y el modelo ARCH-M degenera dentro del caso tradicional con premio al riesgo constante. La importancia del modelo ARCH-M es que incorpora la varianza condicional no constante al exceso de rendimiento necesario para retener el activo a largo plazo.

## 2. Modelo GARCH de valuación de opciones

El modelo de Black y Scholes, no obstante su renombre, exhibe algunos sesgos sistemáticos. Puesto que la volatilidad del subyacente es uno de los pa-

rámetros clave del modelo, el problema radica en si el proceso asumido es consistente con las características de la serie de tiempo del activo subyacente. Dado el hecho de que los modelos GARCH proporcionan una descripción eficiente de la dinámica del precio de un activo, en Duan (1995) se desarrolla un modelo para valorar opciones europeas que combina las características de los modelos estructurales y estadísticos; es decir, se supone que la volatilidad es conducida por un proceso GARCH calibrado con datos históricos, pero el precio de equilibrio de la opción se basa en argumentos de no arbitraje condicional a la volatilidad del proceso GARCH. Con esos supuestos, el modelo es capaz de reflejar los cambios en la volatilidad condicional del activo subyacente en una forma sencilla. No obstante, el modelo no tiene una solución en forma cerrada, para lo cual se recurre a la simulación Monte Carlo para obtener el precio de la opción. En seguida se plantea el modelo.

Suponga que los rendimientos diarios de un activo son independientes e idénticamente distribuidos como una normal:

$$\ln\left(\frac{S_{t+1}}{S_t}\right) \sim (\mu, \sigma). \quad (6)$$

El rendimiento agregado en  $T$  días se distribuye también normal con media  $\mu$  y varianza  $\sigma^2$  escaladas de la siguiente manera:

$$R_{t+1:t+T} = \ln\left(\frac{S_{t+T}}{S_t}\right) \sim N(T\mu, T\sigma^2), \quad (7)$$

y el precio futuro del activo es:

$$S_{t+T} = S_t e^{R_{t+1:t+T}}. \quad (8)$$

En el modelo se supone que el rendimiento esperado del activo subyacente es igual a la tasa libre de riesgo,  $r$ , más un premio al riesgo por volatilidad,  $\lambda$  y un término de normalización. El rendimiento diario observado es igual al rendimiento esperado más un término de perturbación. La distribución condicional de este término se distribuye normal con media cero y la varianza sigue un proceso GARCH-M (1,1) con apalancamiento. Al hacer que el rendimiento pasado entre en la varianza con la magnitud del signo del rendimiento, el efecto de apalancamiento crea una asimetría en la distribución

de los rendimientos. Esta asimetría es importante para capturar el sesgo implícito observado en precios de opciones. Específicamente, se supone que el proceso de rendimientos del subyacente satisface:

$$R_{t+1:t+T} = \ln \left( \frac{S_{t+1}}{S_t} \right) = r + \lambda \sigma_{t+1} - \frac{1}{2} \sigma_{t+1}^2 + \sigma_{t+1} z_{t+1}, \text{ con } z_{t+1} \sim N(0,1), \quad (9)$$

y

$$\sigma_{t+1}^2 = \alpha_0 + \alpha_1 (\sigma_t z_t - \theta \sigma_t)^2 + \beta \sigma_t^2. \quad (10)$$

Note que el valor esperado y la varianza del rendimiento del periodo siguiente condicional a toda la información disponible al tiempo  $t$  son:

$$\begin{aligned} E[R_{t+1} | \mathfrak{F}_t] &= r + \lambda \sigma_{t+1}, \\ \text{Var}[R_{t+1} | \mathfrak{F}_t] &= \sigma_{t+1}^2. \end{aligned} \quad (11)$$

Para una variable  $x \sim N(\mu, \sigma^2)$ , se sabe que  $E(e^x) = e^{\mu + \frac{\sigma^2}{2}}$ , por lo que la esperanza condicional del proceso anterior es:

$$\begin{aligned} E \left[ \frac{S_{t+1}}{S_t} \mid \mathfrak{F}_t \right] &= E \left[ \left( r + \lambda \sigma_{t+1} - \frac{1}{2} \sigma_{t+1}^2 + \sigma_{t+1} z_{t+1} \right) \mid \mathfrak{F}_t \right] \\ &= e^{r + \lambda \sigma_{t+1} - \frac{1}{2} \sigma_{t+1}^2} E \left[ e^{\sigma_{t+1} z_{t+1}} \mid \mathfrak{F}_t \right] \\ &= e^{r + \lambda \sigma_{t+1} - \frac{1}{2} \sigma_{t+1}^2} e^{\frac{1}{2} \sigma_{t+1}^2} \\ &= e^{r + \lambda \sigma_{t+1}}. \end{aligned} \quad (12)$$

Donde se ha usado  $\sigma_{t+1} z_{t+1} \sim N(\mu, \sigma^2)$ . La ecuación del rendimiento esperado en la ecuación (12) destaca el papel de  $\lambda$  como la prima al riesgo de la volatilidad. De esta manera se obtiene el precio de la opción bajo neutralidad al riesgo como:



$$c = e^{-rT} \mathbb{E} \left[ \max(S_{t+T} - K, 0) \mid \mathfrak{F}_t \right],$$

de donde se sigue que:

$$\begin{aligned} \mathbb{E} \left[ \frac{S_{t+1}}{S_t} \mid \mathfrak{F}_t \right] &= e^r, \\ \text{Var} [R_{t+1} \mid \mathfrak{F}_t] &= \sigma_{t+1}^2. \end{aligned} \quad (13)$$

De modo que la tasa esperada de rendimiento en el activo con riesgo es igual a la tasa libre de riesgo y la varianza condicional bajo neutralidad al riesgo es la misma que bajo el proceso original. Considere el proceso siguiente:

$$R_{t+1} = \ln \left( \frac{S_{t+1}}{S_t} \right) = r + \lambda \sigma_{t+1} - \frac{1}{2} \sigma_{t+1}^2 + \sigma_{t+1} z_{t+1}, \quad \text{con } z_{t+1} \sim N(0,1) \quad (14)$$

donde:

$$\sigma_{t+1}^2 = \alpha_0 + \alpha_1 (\sigma_t z_t - \lambda \sigma_t - \theta \sigma_t)^2 + \beta \sigma_t^2. \quad (15)$$

En este caso, se puede comprobar que la esperanza condicional es:

$$\begin{aligned} \mathbb{E} \left[ \frac{S_{t+1}}{S_t} \mid \mathfrak{F}_t \right] &= \mathbb{E} \left[ \left( r - \frac{1}{2} \sigma_{t+1}^2 + \sigma_{t+1} z_{t+1} \right) \mid \mathfrak{F}_t \right] \\ &= e^{r - \frac{1}{2} \sigma_{t+1}^2} \mathbb{E} \left[ (\sigma_{t+1} z_{t+1}) \mid \mathfrak{F}_t \right] \\ &= e^{r - \frac{1}{2} \sigma_{t+1}^2} e^{\frac{1}{2} \sigma_{t+1}^2} \\ &= e^r, \end{aligned} \quad (16)$$

lo cual satisface la primera condición en la ecuación (13). Además, la varianza condicional bajo el proceso neutral al riesgo es:

$$\begin{aligned}
 \text{Var}[R_{t+1} | \mathfrak{F}_t] &= E \left[ \alpha_0 + \alpha_1 (\sigma_t z_t - \lambda \sigma_t - \theta \sigma_t)^2 + \beta \sigma_t^2 | \mathfrak{F}_t \right] \\
 &= E \left[ \alpha_0 + \alpha_1 \left( R_t - r + \frac{1}{2} \sigma_{t+1}^2 - \lambda \sigma_t - \theta \sigma_t \right)^2 + \beta \sigma_t^2 | \mathfrak{F}_t \right] \\
 &= E \left[ \alpha_0 + \alpha_1 (\sigma_t z_t - \theta \sigma_t)^2 + \beta \sigma_t^2 | \mathfrak{F}_t \right] \\
 &= \sigma_{t+1}^2, \tag{17}
 \end{aligned}$$

Donde la última igualdad resulta de la varianza del periodo  $t + 1$ , que es conocida a final del periodo  $t$  en el modelo GARCH-M (1,1). Por lo tanto, se puede concluir que las condiciones para un proceso neutral al riesgo se cumplen.

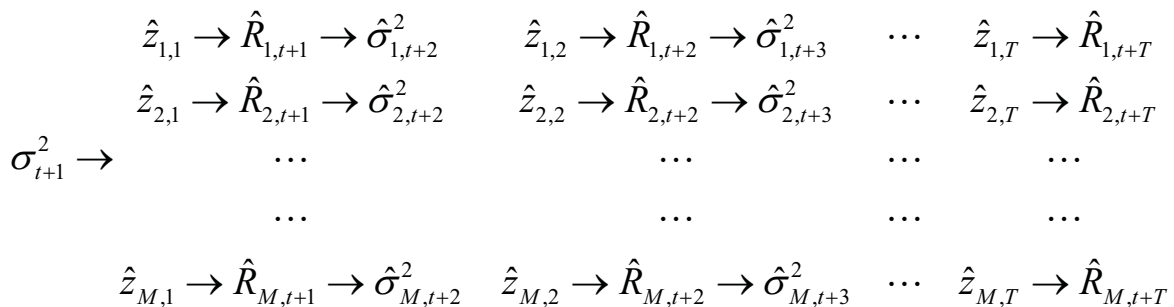
### 3.1 Aplicación del modelo por simulación Monte Carlo

Hasta este punto se ha desarrollado un procedimiento para valuar una opción europea bajo neutralidad al riesgo, pero como no se cuenta con una fórmula cerrada, se utiliza la simulación Monte Carlo para calcular el precio de la opción como el valor presente del valor intrínseco de una opción de compra:

$$c = e^{-rT} E \left[ \max(S_{t+T} - K, 0 | \mathfrak{F}_t) \right] \tag{18}$$

En la Figura 1 se representa el proceso de simulación de rendimientos desde el periodo  $t + 1$  hasta el periodo  $t + T$ , las  $\hat{z}_{i,j}$  son variables aleatorias de una distribución  $\mathcal{N}(0,1)$  y  $M$  es el número de trayectorias de los rendimientos

Figura 1. Simulación de los rendimientos  $t + 1$  a  $t + T$



Fuente: Elaboración propia.

simulados. Observe que al final del periodo  $t$  obtenemos  $R_t$  por lo que se puede calcular  $\sigma_{t+1}^2$  que es la varianza del periodo  $t + 1$  en el modelo GARCH.

Para ejecutar la simulación observe que se puede eliminar un parámetro al reescribir la ecuación (15):

$$\begin{aligned}\sigma_{t+1}^2 &= \alpha_0 + \alpha_1 (\sigma_t z_t - \lambda \sigma_t - \theta \sigma_t)^2 + \beta \sigma_t^2 \\ \sigma_{t+1}^2 &= \alpha_0 + \alpha_1 (\sigma_t z_t - \delta \sigma_t)^2 + \beta \sigma_t^2.\end{aligned}\quad (19)$$

Con  $\delta = \lambda + \theta$ . Ahora, para una varianza condicional dada  $\sigma_{t+1}^2$ , y parámetros,  $\alpha_0, \alpha_1, \beta, \delta$  dados, se puede utilizar simulación Monte Carlo para crear trayectorias de los rendimientos del activo.

Es necesario calcular la esperanza en la ecuación (18) usando el proceso neutral al riesgo. Primero se calcula el rendimiento simulado neutral al riesgo en el periodo  $t + j$  para la trayectoria  $i$  de la simulación como:

$$\hat{R}_{i,t+j} = r - \frac{1}{2} \hat{\sigma}_{i,t+j}^2 + \hat{\sigma}_{i,t+j} \hat{z}_{i,j} \quad (20)$$

y la varianza es actualizada por:

$$\hat{\sigma}_{i,t+j+1}^2 = \alpha_0 + \alpha_1 (\hat{\sigma}_{i,t+j} \hat{z}_{i,j} - \delta \hat{\sigma}_{i,t+j})^2 + \beta \hat{\sigma}_{i,t+j}^2. \quad (21)$$

En una primera instancia las trayectorias simuladas empiezan con  $\sigma_{t+1}^2$  por lo que:

$$\begin{aligned}\hat{R}_{i,t+1} &= r - \frac{1}{2} \sigma_{i,t+1}^2 + \sigma_{i,t+1} \hat{z}_{i,1} \\ \sigma_{i,t+2}^2 &= \alpha_0 + \alpha_1 (\sigma_{i,t+1} \hat{z}_{i,1} - \delta \sigma_{i,t+1})^2 + \beta \sigma_{i,t+1}^2\end{aligned}$$

Una vez que se han simulado por ejemplo 1,000,000 trayectorias ( $M = 1,000,000$ ) cada día hasta la fecha de vencimiento  $T$ , es posible calcular los precios estimados del activo neutral al riesgo en el vencimiento como:

$$S_{i,t+T} = S_t e^{\sum_{j=1}^T \hat{R}_{i,t+j}}, \quad i = 1, 2, \dots, M. \quad (22)$$

El precio de la opción de compra (*call*) se calcula como el valor presente del promedio de los pagos futuros estimados:

$$c_{\text{GARCH}} = e^{-rT} \mathbb{E} \left[ \max(S_{i,t+T} - K, 0 | \mathfrak{F}_t) \right] \approx e^{-rT} \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \max(S_{i,t+T} - K, 0). \quad (23)$$

Para el caso de la opción de venta (*put*) se tiene:

$$p_{\text{GARCH}} = e^{-rT} \mathbb{E} \left[ \max(K - S_{i,t+T}, 0 | \mathfrak{F}_t) \right] \approx e^{-rT} \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \max(K - S_{i,t+T}, 0). \quad (24)$$

De esta manera se utiliza la simulación para calcular el precio de la opción, que es usado como una estimación del valor esperado en las ecuaciones (23) y (24). En estas condiciones a mayor número de realizaciones del proceso considerado el promedio converge a la esperanza.

### 3. Aplicación y análisis de resultados

En esta sección se muestra la valuación de opciones europeas de compra y venta sobre veintidós componentes del IPC y sobre este mismo índice; con la metodología propuesta en la sección anterior. La muestra comprende del primero de febrero de 2008 hasta el veintidós de marzo de 2013 (1294 observaciones). Para cada serie histórica de los componentes seleccionados se calibró un modelo GARCH-M(1,1) por máxima verosimilitud, en el Apéndice A se muestra una tabla con la significancia de los parámetros. Posteriormente se diseñó y ejecutó un algoritmo para simular trayectorias y precios de opciones para cada componente por simulación Monte Carlo con Matlab© (véase Apéndice B), con los cuales se conforma la estrategia *cono corto*<sup>1</sup> (baja expectativa de volatilidad). Se realizaron 100,000 simulaciones para cada opción de compra y de venta.

<sup>1</sup> Un cono corto (*short straddle*) consiste en una posición corta en una opción de compra y en una opción de venta con el mismo precio de ejercicio y vencimiento (Cohen, 2005).

En la distribución por sectores se observa que el sector económico que predomina es el de alimentos y bebidas integrado por los componentes: AC, GRUMAB, BIMBOA, ALSEA y KOFL, como se muestra en la tabla siguiente:

Tabla 1. Distribución de los componentes que conforman el IPC

<b>Acción</b>	<b>Sector (eco)</b>	<b>Subsector (NAICS tercera clasificación)</b>
GAPB	Servicios de transporte	Servicios relacionados con el transporte aéreo
AC	Alimentos y bebidas	Industria de bebidas
URBI	Construcción	Construcción de edificios residenciales
GRUMAB	Alimentos y bebidas	Molienda de granos y de semillas oleaginosas
GEOB	Construcción	Construcción de edificios residenciales
ELEKTRA	Comercio	Tienda de mercancías diversas
BIMBOA	Alimentos y bebidas	Elaboración de productos de panadería y tortillas
ALSEA	Alimentos y bebidas	Industria alimentaria
HOMEX	Construcción	Construcción de edificios residenciales
AMXL	Telecomunicación	Otras telecomunicaciones
GFNORTEO	Finanzas y seguros	Bancos
WALMEXV	Comercio	Tienda de mercancías diversas
ALFAA	Siderurgia y metalurgia	Fabricación de productos metálicos forjados y troquelados
KOFL	Alimentos y bebidas	Industria de bebidas
GMEXICOB	Minería	Minería de minerales metálicos y no metálicos
CEMEXCPO	Minerales no metálicos	Fabricación de cemento y productos de concreto
GFINBURO	Finanzas y seguros	Actividades bursátiles cambiarias y de inversión financiera
MEXCHEM	Química	Fabricación de productos químicos
KIMBERA	Papel y celulosa	Fabricación de productos de papel y cartón
ICHB	Siderurgia y metalurgia	Fabricación de herramientas de mano sin motor y utensilios de cocina metálicos
ASURB	Servicios de transporte	Servicios relacionados con el transporte aéreo
IPC	Indice de precios y cotizaciones	

Fuente: Elaboración propia con datos de Economatica.

A continuación se muestran los resultados de los valores de las primas de las opciones europeas de compra (*call*) y de venta (*put*) para los componentes del IPC que fueron consistentes en ganancias con la estrategia *cono corto* a plazos de 45, 60 y 90 días.

Tabla 2. Precio de la opción call sobre BIMBOA, con precio inicial de 36.6

<b>K</b>	<b>Call GARCH a 45 días</b>	<b>Call GARCH a 60 días</b>	<b>Call GARCH a 90 días</b>
34	2.9808	3.1646	3.5137
35	2.2596	2.4841	2.8883
36	1.6541	1.905	2.3453
37	1.1706	1.4302	1.8835
38	0.8036	1.0545	1.4989
39	0.5385	0.7658	1.1842

Fuente: Elaboración propia.

Tabla 3. Precio de la opción put sobre BIMBOA, con precio inicial de 36.6

<b>K</b>	<b>Put GARCH a 45 días</b>	<b>Put GARCH a 60 días</b>	<b>Put GARCH a 90 días</b>
34	0.3947	0.5831	0.9414
35	0.6682	0.8955	1.3054
36	1.0574	1.3093	1.7517
37	1.5685	1.8273	2.2792
38	2.1961	2.4446	2.884
39	2.9257	3.1487	3.5586

Fuente: Elaboración propia.

Tabla 4. Precio de la opción call sobre AMXL, con precio inicial de 12.58

<b>K</b>	<b>Call GARCH a 45 días</b>	<b>Call GARCH a 60 días</b>	<b>Call GARCH a 90 días</b>
10	2.6080	2.6370	2.7002
11	1.7332	1.8026	1.9236
12	1.0301	1.1341	1.3021
13	0.5494	0.6636	0.8463
14	0.2692	0.3683	0.5361
15	0.1255	0.1976	0.3355

Fuente: Elaboración propia.

Tabla 5. Precio de la opción put sobre AMXL, con precio inicial de 12.58

<b>K</b>	<b>Put GARCH a 45 días</b>	<b>Put GARCH a 60 días</b>	<b>Put GARCH a 90 días</b>
10	0.0418	0.0753	0.1477
11	0.1617	0.2338	0.3604
12	0.4532	0.5583	0.7283
13	0.9671	1.0807	1.2618
14	1.6816	1.7781	1.9409
15	2.5326	2.6004	2.7297

Fuente: Elaboración propia.

Tabla 6. Precio de la opción call sobre KIMBERA, con precio inicial de 39.77

<b>K</b>	<b>Call GARCH a 45 días</b>	<b>Call GARCH a 60 días</b>	<b>Call GARCH a 90 días</b>
37	3.3977	3.6197	4.0058
38	2.7097	2.9632	3.3922
39	2.1150	2.3890	2.8470
40	1.6165	1.8992	2.3695
41	1.2120	1.4914	1.9578
42	0.8946	1.1591	1.6076

Fuente: Elaboración propia.

Tabla 7. Precio de la opción put sobre KIMBERA, con precio inicial de 39.77

<b>K</b>	<b>Put GARCH a 45 días</b>	<b>Put GARCH a 60 días</b>	<b>Put GARCH a 90 días</b>
37	0.6425	0.8695	1.2654
38	0.9492	1.2058	1.6411
39	1.3491	1.6245	2.0852
40	1.8453	2.1276	2.5970
41	2.4354	2.7126	3.1747
42	3.1127	3.3732	3.8138

Fuente: Elaboración propia.

Tabla 8. Precio de la opción call sobre IPC, con precio inicial de 42,686.68 puntos

K	Call GARCH a 45 días	Call GARCH a 60 días	Call GARCH a 90 días
41000	1945.2000	2065.1000	2288.2000
42000	1247.7000	1402.1000	1671.6000
43000	731.7023	896.2864	1181.2000
44000	395.2637	544.3217	812.2133
45000	201.2439	317.4673	547.8110
46000	99.0778	180.1104	365.2833

Fuente: Elaboración propia.

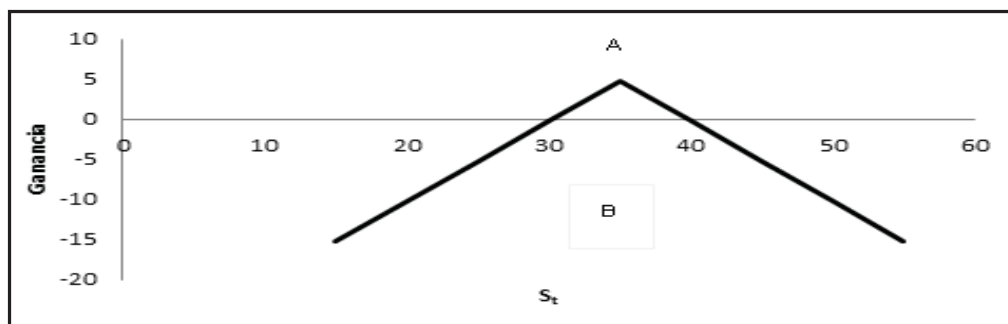
Tabla 9. Precio de la opción put sobre IPC, con precio inicial de 42,686.68 puntos

K	Put GARCH a 45 días	Put GARCH a 60 días	Put GARCH a 90 días
41000	267.5245	390.4266	619.4986
42000	564.7368	720.3271	992.2546
43000	1043.3000	1207.4000	1491.2000
44000	1701.6000	1848.3000	2111.5000
45000	2502.2000	2614.3000	2836.4000
46000	3394.7000	3469.8000	3643.2000

Fuente: Elaboración propia.

A partir de la obtención de los precios de las opciones europeas de compra y venta anteriormente descritos, se construyen 396 estrategias como corto las cuales se dividen en 2 zonas como se muestra en la Figura 2:

Figura 2. Representación por zona de la estrategia como corto



Fuente: Elaboración propia.



La estrategia se compone por dos zonas. La **zona B**, representa pérdidas y la **zona A** las ganancias, por lo cual con la estrategia como corto la expectativa del inversionista es de baja volatilidad, es decir, se espera que el valor del activo subyacente no tenga una alta variación, ya que de permanecer el mercado estable se ganarían las primas cobradas, mientras que se incurriría en fuertes pérdidas si el mercado muestra fuertes ascensos o descensos.

En las siguientes tablas se observan los resultados obtenidos mediante la estrategia como corto a plazos de 45, 60 y 90 días.

Tabla 10. Distribución de las 132 estrategias como corto con plazo a 45 días

Componente	P	G	Componente	P	G
GAPB	0	6	ALFAA	2	4
AC	6	0	KOFL	2	4
URBI	5	1	GMEXICOB	6	0
GRUMAB	4	2	CEMEXCPO	4	2
GEOB	4	2	GFINBURO	3	3
ELEKTRA	3	3	MEXCHEM	6	0
BIMBOA	2	4	KIMBERA	0	6
ALSEA	4	2	ICHB	5	1
HOMEX	6	0	ASURB	4	2
AMXL	1	5	<b>Total</b>	<b>74</b>	<b>52</b>
GFNORTEO	4	2	IPC	1	5
WALMEXV	3	3			

Fuente: Elaboración propia.

En la tabla anterior se observa que en la distribución de los componentes del IPC se obtuvieron 74 estrategias como corto con pérdidas, mientras que en 52 ganancias y en el IPC de las seis estrategias elaboradas sólo en una se obtuvieron pérdidas.

En la Tabla 11 se observa que en la distribución de los componentes del IPC se obtuvieron 77 estrategias como corto con pérdidas, mientras que en 49 ganancias y en el IPC de las seis estrategias elaboradas en dos se obtuvieron ganancias.

Tabla 11. Distribución de las 132 estrategias como corto con plazo a 60 días

Componente	P	G	Componente	P	G
GAPB	3	3	ALFAA	5	1
AC	0	6	KOFL	3	3
URBI	5	1	GMEXICOB	6	0
GRUMAB	4	2	CEMEXCPO	4	2
GEOB	5	1	GFINBURO	6	0
ELEKTRA	4	2	MEXCHEM	6	0
BIMBOA	0	6	KIMBERA	0	6
ALSEA	2	4	ICHB	5	1
HOMEX	6	0	ASURB	4	2
AMXL	0	6	<b>Total</b>	<b>77</b>	<b>49</b>
GFNORTEO	6	0	<b>IPC</b>	<b>4</b>	<b>2</b>
WALMEXV	3	3			

Fuente: Elaboración propia.

En la Tabla 12 se observa que en la distribución de los componentes del IPC se obtuvieron 83 estrategias como corto con pérdidas, mientras que en 43 ganancias y en el IPC en las seis estrategias elaboradas se obtuvieron pérdidas.

Tabla 12. Distribución de las 132 estrategias como corto con plazo a 90 días

Componente	P	G	Componente	P	G
GAPB	6	0	ALFAA	6	0
AC	0	6	KOFL	4	2
URBI	5	1	GMEXICOB	6	0
GRUMAB	0	6	CEMEXCPO	4	2
GEOB	5	1	GFINBURO	6	0
ELEKTRA	4	2	MEXCHEM	6	0
BIMBOA	0	6	KIMBERA	0	6
ALSEA	6	0	ICHB	6	0
HOMEX	6	0	ASURB	4	2
AMXL	0	6	<b>Total</b>	<b>83</b>	<b>43</b>
GFNORTEO	6	0	<b>IPC</b>	<b>6</b>	<b>0</b>
WALMEXV	3	3			

Fuente: Elaboración propia.

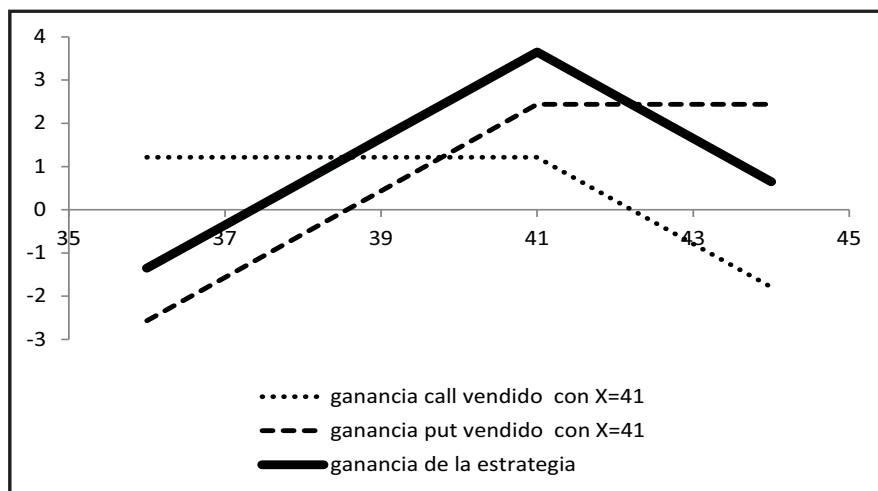
En el análisis realizado se observó que la empresa Kimberly-Clark no solo es la más consistente en ganancias con la estrategia como corto, es también la empresa que muestra las mayores ganancias al emplear dicha estrategia, las cuales se muestran en la Tabla 13:

Tabla 13. Estrategia como corto para el componente KIMBERA a 45 días

S	ganancia call corto con X=41	ganancia put corto con X=41	ganancia de la estrategia
36	1.212	-2.5646	-1.3526
37	1.212	-1.5646	-0.3526
38	1.212	-0.5646	0.6474
39	1.212	0.4354	1.6474
40	1.212	1.4354	2.6474
41	1.212	2.4354	3.6474
42	0.212	2.4354	2.6474
43	-0.788	2.4354	1.6474
44	-1.788	2.4354	0.6474
<b>41.29</b>	0.922	2.4354	<b>3.3574</b>

Fuente: Elaboración propia.

Figura 3. Representación gráfica de la estrategia como corto para el componente KIMBERA a 45 días



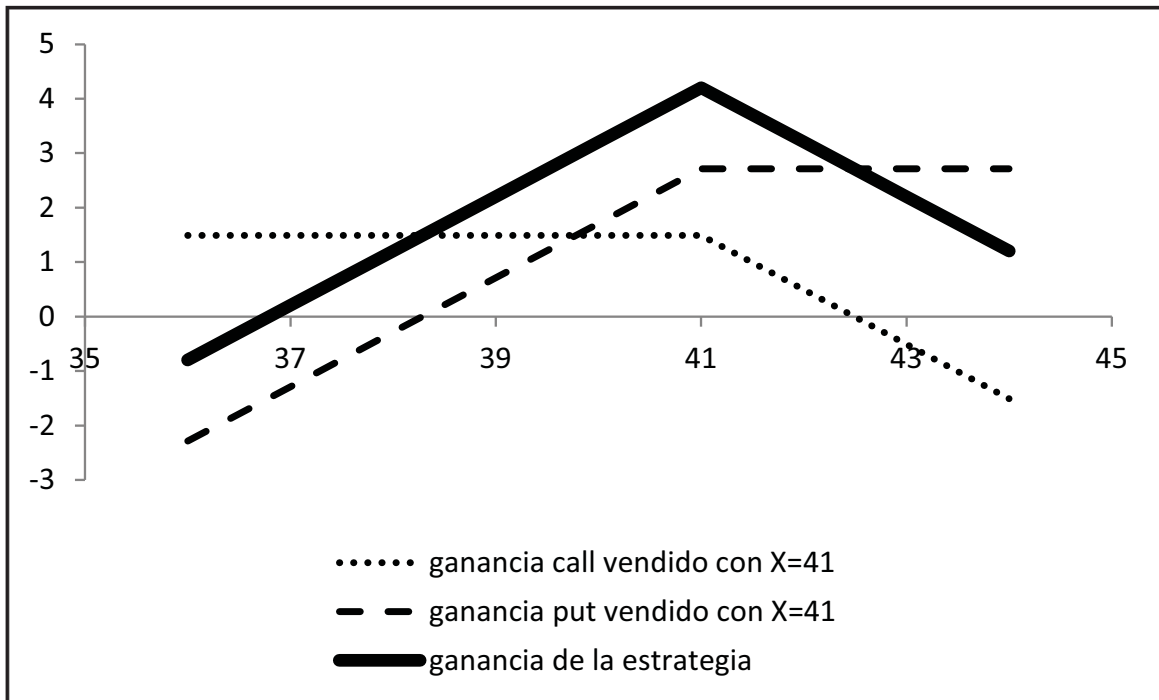
Fuente: Elaboración propia.

Tabla 14. Estrategia como corto para el componente KIMBERA a 60 días

S	ganancia call corto con X=41	ganancia put corto con X=41	ganancia de la estrategia
36	1.4914	-2.2874	-0.7960
37	1.4914	-1.2874	0.2040
38	1.4914	-0.2874	1.2040
39	1.4914	0.7126	2.2040
40	1.4914	1.7126	3.2040
41	1.4914	2.7126	4.2040
42	0.4914	2.7126	3.2040
43	-0.5086	2.7126	2.2040
44	-1.5086	2.7126	1.2040
<b>40.66</b>	1.4900	2.3700	<b>3.8640</b>

Fuente: Elaboración propia.

Figura 4. Representación gráfica de la estrategia como corto para el componente KIMBERA a 60 días



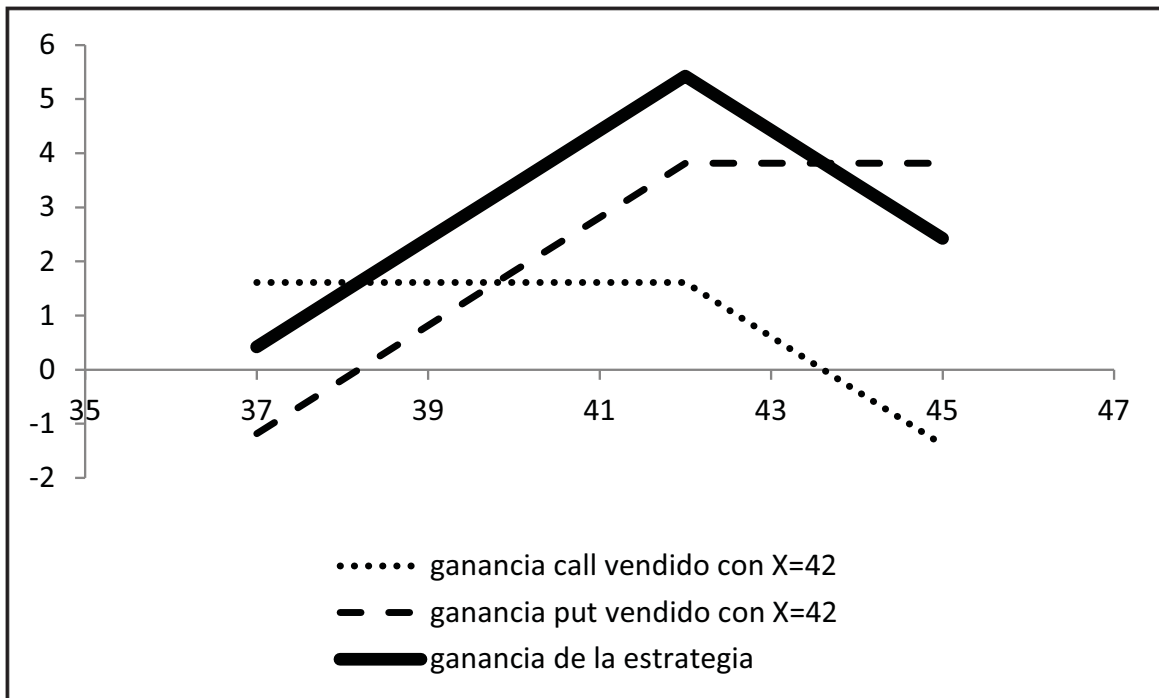
Fuente: Elaboración propia.

Tabla 15. Estrategia como corto para el componente KIMBERA a 90 días

S	ganancia call corto con X=42	ganancia put corto con X=42	ganancia de la estrategia
37	1.6076	-1.1862	0.4214
38	1.6076	-0.1862	1.4214
39	1.6076	0.8138	2.4214
40	1.6076	1.8138	3.4214
41	1.6076	2.8138	4.4214
42	1.6076	3.8138	5.4214
43	0.6076	3.8138	4.4214
44	-0.3924	3.8138	3.4214
45	-1.3924	3.8138	2.4214
<b>41.64</b>	1.6076	3.4538	<b>5.0614</b>

Fuente: Elaboración propia.

Figura 5. Representación gráfica de la estrategia como corto para el componente KIMBERA a 90 días



Fuente: Elaboración propia.

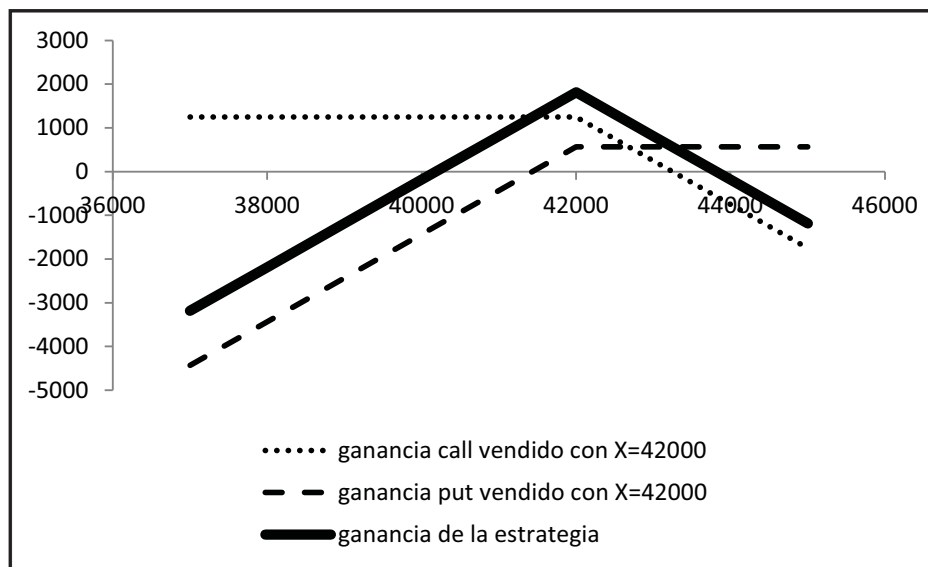
Asimismo se analizaron las mismas estrategias para el mercado mexicano (IPC) donde se observaron ganancias para a temporalidades de 45 y 60 días y pérdidas para 90 días como se muestra en las figuras siguientes:

Tabla 16. Estrategia cono corto para el IPC a 45 días

S	ganancia call corto con X=42000	ganancia put corto con X=42000	ganancia de la estrategia
37000	1247.7000	-4435.26	-3187.5632
38000	1247.7000	-3435.26	-2187.5632
39000	1247.7000	-2435.26	-1187.5632
40000	1247.7000	-1435.26	-187.5632
41000	1247.7000	-435.26	812.4368
42000	1247.7000	564.74	1812.4368
43000	247.7000	564.74	812.4368
44000	-752.3000	564.74	-187.5632
45000	-1752.3000	564.74	-1187.5632
<b>42406.7</b>	841.0300	564.74	<b>1405.7668</b>

Fuente: Elaboración propia.

Figura 6. Representación gráfica de la estrategia cono corto para el IPC a 45 días



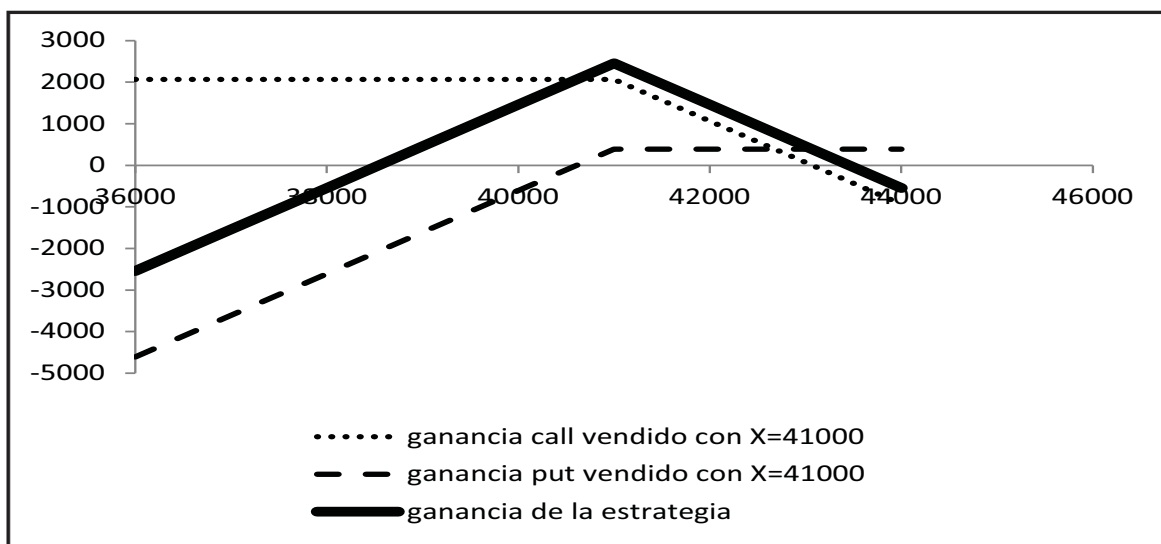
Fuente: Elaboración propia.

Tabla 17. Estrategia como corto para el IPC a 60 días

S	ganancia call corto con X=41000	ganancia put corto con X=41000	ganancia de la estrategia
36000	2065.1	-4609.57	-2544.4734
37000	2065.1	-3609.57	-1544.4734
38000	2065.1	-2609.57	-544.4734
39000	2065.1	-1609.57	455.5266
40000	2065.1	-609.57	1455.5266
41000	2065.1	390.43	2455.5266
42000	1065.1	390.43	1455.5266
43000	65.1	390.43	455.5266
44000	-934.9	390.43	-544.4734
<b>40119.02</b>	2065.1	-490.55	<b>1574.5466</b>

Fuente: Elaboración propia.

Figura 7. Representación gráfica de la estrategia como corto para el IPC a 60 días



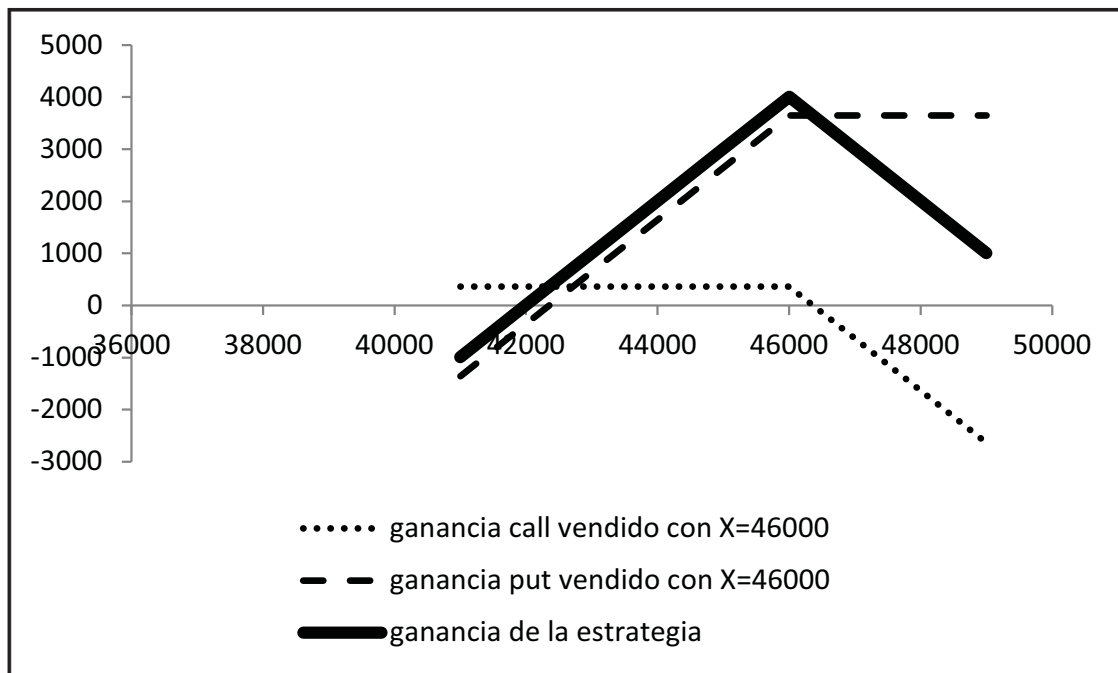
Fuente: Elaboración propia.

Tabla 18. Estrategia cono corto para el IPC a 90 días

S	ganancia call corto con X=46000	ganancia put corto con X=46000	ganancia de la estrategia
41000	365.2800	-1356.8000	-991.5167
42000	365.2800	-356.8000	8.4833
43000	365.2800	643.2000	1008.4833
44000	365.2800	1643.2000	2008.4833
45000	365.2800	2643.2000	3008.4833
46000	365.2800	3643.2000	4008.4833
47000	-634.7200	3643.2000	3008.4833
48000	-1634.7200	3643.2000	2008.4833
49000	-2634.7200	3643.2000	1008.4833
<b>38036.46</b>	365.2800	-4320.3400	<b>-3955.0567</b>

Fuente: Elaboración propia.

Figura 8. Representación gráfica de la estrategia cono corto para el IPC a 90 días



Fuente: Elaboración propia.



## Conclusiones

El objetivo fundamental de este trabajo ha sido proponer una metodología sustentada en conceptos econométricos, financieros y computacionales, de tal manera que proporcionen a un agente económico herramientas robustas para la toma de decisiones en la conformación de un portafolio de inversión en un contexto de administración de riesgo. En la gran mayoría de temas del análisis de riesgo la medida más utilizada es la volatilidad. Desde un enfoque econométrico la varianza condicional de series de tiempo financieras se utiliza para el cálculo de medidas de riesgo por posiciones en un activo, en la construcción de portafolios y en la valuación de opciones. Para algunos modelos, como el CAPM (Capital Asset Pricing Model) y el modelo de Black y Scholes, se supone que los rendimientos son independientes y siguen una distribución normal con varianza constante. Este supuesto no se verifica empíricamente en series de tiempo financieras. Los modelos GARCH son una alternativa que extiende el supuesto de volatilidad constante del modelo Black y Scholes.

En este trabajo se ha presentado la valuación de opciones europeas de venta sobre veintiún de los treinta y cinco componentes del IPC al igual que del IPC, bajo el supuesto de que la volatilidad en los rendimientos del activo subyacente es conducida por un modelo GARCH-M(1,1) calibrado con datos históricos. Puesto que no se cuenta con una fórmula cerrada para el precio de la opción se diseñó un algoritmo de simulación Monte Carlo para obtener el precio de la opción con los supuestos antes descritos. Con los precios obtenidos se generaron estrategias especulativas de volatilidad para cada componente considerado en el análisis. Una de las ventajas de la simulación Monte Carlo es que permite determinar el valor esperado de las primas de las opciones financieras, es decir, el sustento teórico que hay detrás del método Monte Carlo es la ley de los grandes números, la cual establece que a medida que el número de las simulaciones tiende a infinito, se tendrá una convergencia al valor esperado de la prima de la opción, lo que constituye una metodología robusta al elaborar las estrategias especulativas.

Mediante la estrategia cono corto se determinó que es posible obtener ganancias en el IPC para inversiones a 45 y 60 días, pero ésta estrategia no es adecuada para inversiones a 90 días en el mercado mexicano. Se observó que la estrategia cono corto genera resultados aceptables al invertir en KIMBERA, esto resultó factible, debido a que el precio de la misma no tuvo una gran variación en los diferentes periodos de tiempo analizados, es decir, el

precio de la acción de KIMBERA al 22 de Marzo del 2013 es de \$39.77, 45 días después fue de \$41.29, 60 días después fue de \$40.66 y 90 días después fue de \$41.64. Por lo tanto el precio se mantuvo estable y al no mostrar cambios significativos la estrategia cono corto funcionó adecuadamente.

Por último se observó una relación directa entre el plazo y las ganancias obtenidas mediante la estrategia cono corto en KIMBERA, ya que se observa una mayor ganancia por estrategia en cada periodo de tiempo analizado.

## Bibliografía

- Angelidis, T., A. Benos, y S. Degiannakis (2004). *The use of GARCH models in VaR estimation*. Statistical Methodology, vol. 1, no. 2, pp. 105-128.
- Black, F. y M. Scholes (1973). "The Pricing of Options and Corporate Liabilities", *The Journal of Political Economy*, vol. 81, no. 3, pp. 637-654.
- Bollerslev, T. (1986). "Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity". *Journal of Econometrics*, vol. 31, no. 3, pp. 307-327.
- \_\_\_\_\_ (2008). Glossary to ARCH (GARCH). In T. Bollerslev, J.R. Russell and M. Watson (editores). *Volatility and Time Series Econometrics: Essays in Honor of Robert F. Engle*, Oxford: Oxford University Press.
- Cohen, G. (2005). *The Bible of Options Strategies, the Definitive Guide for Practical Trading Strategies*. (1a. ed.), Upper Saddle River, New Jersey, USA, Financial Times Prentice Hall.
- Cont, R., (2001). *Empirical Properties of Asset Returns: Stylized Facts and Statistical Issues*. Quantitative Finance, vol. 1, pp. 223-236.
- Cox, J. (1975). "Notes on Option Pricing I: Constant Elasticity of Variance Diffusions". *Working Paper*, Stanford University.
- Christoffersen, P., R. Elkamhi, B. Feunou, y K. Jacobs (2010). "Option Valuation with Conditional Heteroskedasticity and Non-Normality", *Review of Financial Studies*, vol. 23, no. 5, pp. 2139-2183.
- Duan, J. (1995). *The GARCH Option Pricing Model*. Mathematical Finance, vol. 5, no. 1, pp. 13-32.
- Enders, W. (2009). *Applied Econometrics Time Series*, Third edition, John-Wiley & Sons.
- Engle, R. (1982). "Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation". *Econometrica*, vol. 50, no. 4, pp. 987-1008.

- Engle, R. F., Lilien, D. M. y Robins, R. P. (1987). "Estimating Time Varying Risk Premia in the Term Structure: The Arch-M Model". *Econometrica*, vol. 55, no. 2, pp. 391- 407.
- Hao, Jinji y Zhang, Jin E. (2013). "GARCH Option Pricing Models, the CBOE VIX, and Variance Risk Premium". *Journal of Financial Econometrics*, vol. 11, no. 3, pp. 556-580.
- McMillan, Lawrence G. (2002). *Options as a Strategic Investment*. (4a. ed.). Prentice Hall.
- Mandelbrot, B. (1963). "The Variation of Certain Speculative Prices". *The Journal of Business*, vol. 36, no. 4, pp. 394-419.
- Merton, C. R. (1973). "Theory of Rational Option Pricing". *Bell Journal of Economics and Management Science*. vol. 4, no. 1, pp. 141-183.

## Apéndice A

Comp	Parámetro	Coef.	Error St.	Est. t	p-value	Comp	Parámetro	Coef.	Error St.	Est. t	p-value
GAPB	$\alpha_0$	0.0176	0.0185	0.9532	0.3407*	WALMEXV	$\alpha_0$	0.0953	0.0431	2.2101	0.0273
	$\alpha_1$	0.9454	0.0292	32.4045	0.0000		$\alpha_1$	0.9000	0.0211	42.7280	0.0000
	$\Delta$	0.0215	0.0210	1.0245	0.3058*		$\delta$	0.0105	0.0332	0.3162	0.7519*
	B	0.0506	0.0261	1.9375	0.0529		$\beta$	0.0695	0.0153	4.5583	0.0000
AC	$\alpha_0$	0.2276	0.0803	2.8359	0.0046	ALFAA	$\alpha_0$	0.8545	0.2145	3.9836	0.0001
	$\alpha_1$	0.5884	0.0797	7.3803	0.0000		$\alpha_1$	0.0070	0.0023	2.9880	0.0029
	$\Delta$	0.0411	0.0316	1.3019	0.1932*		$\delta$	0.0800	0.7622	0.1050	0.9164
	B	0.3387	0.0875	3.8691	0.0001		$\beta$	0.6932	0.0736	9.4242	0.0000
URBI	$\alpha_0$	0.9899	0.1547	6.3986	0.0000	KOFI	$\alpha_0$	0.0518	0.0264	1.9572	0.0500
	$\alpha_1$	0.0022	0.0009	2.5671	0.0104		$\alpha_1$	0.9170	0.0228	40.2052	0.0000
	$\Delta$	0.0750	1.3078	0.0574	0.9543		$\delta$	-0.0202	0.0210	-0.9629	0.3358*
	B	0.8036	0.0410	19.5891	0.0000		$\beta$	0.0711	0.0222	3.2004	0.0014
GRUMAB	$\alpha_0$	0.0094	0.0034	2.7503	0.0060	GMEXICOB	$\alpha_0$	0.3146	0.0706	4.4564	0.0000
	$\alpha_1$	0.5320	0.1135	4.6858	0.0000		$\alpha_1$	0.0018	0.0005	3.3463	0.0008
	$\Delta$	0.0840	0.0223	3.7639	0.0002		$\delta$	0.0800	1.0903	0.0734	0.9415*
	B	0.4277	0.1458	2.9326	0.0034		$\beta$	0.8886	0.0244	36.4715	0.0000
GEOB	$\alpha_0$	0.8016	0.2015	3.9774	0.0001	CEMEXCPO	$\alpha_0$	0.4211	0.1688	2.4943	0.0127
	$\alpha_1$	0.0029	0.0011	2.6376	0.0084		$\alpha_1$	0.0009	0.0004	2.2519	0.0245
	$\Delta$	0.0801	0.8246	0.0971	0.9227*		$\delta$	0.0817	1.8915	0.0432	0.9656*
	B	0.7956	0.0502	15.8641	0.0000		$\beta$	0.9020	0.0415	21.7231	0.0000
ELEKTRA	$\alpha_0$	0.7502	0.1428	5.2552	0.0000	GFINBURO	$\alpha_0$	0.4404	0.1417	3.1075	0.0019
	$\alpha_1$	0.0033	0.0010	3.3983	0.0007		$\alpha_1$	0.0018	0.0010	1.8565	0.0636
	$\Delta$	0.0800	0.7944	0.1007	0.9198*		$\delta$	0.0801	1.5287	0.0524	0.9582*
	B	0.7946	0.0367	21.6790	0.0000		$\beta$	0.8706	0.0291	29.8950	0.0000
BIMBOA	$\alpha_0$	0.1995	0.1037	1.9234	0.0546	MEXCHEM	$\alpha_0$	0.0006	0.0003	2.0794	0.0378
	$\alpha_1$	0.0028	0.0015	1.8882	0.0592		$\alpha_1$	0.9168	0.0239	38.3305	0.0000
	$\Delta$	0.0813	1.0170	0.0800	0.9363*		$\delta$	-0.0326	0.1411	-0.2313	0.8171*
	B	0.8936	0.0549	16.2859	0.0000		$\beta$	0.0728	0.0226	3.2171	0.0013
ALSEA	$\alpha_0$	0.4210	0.1348	3.1232	0.0018	KIMBERA	$\alpha_0$	0.1033	0.0481	2.1463	0.0320
	$\alpha_1$	0.0022	0.0008	2.8464	0.0045		$\alpha_1$	0.8636	0.0398	21.6891	0.0000
	$\Delta$	0.0800	0.9959	0.0804	0.9359		$\delta$	0.0041	0.0257	0.1586	0.8740*
	B	0.8524	0.0444	19.1238	0.0000		$\beta$	0.1066	0.0321	3.3170	0.0009
HOMEX	$\alpha_0$	0.6432	0.1972	3.2620	0.0011	ICHB	$\alpha_0$	0.1997	0.1218	1.6402	0.1012
	$\alpha_1$	0.0013	0.0004	2.9000	0.0038		$\alpha_1$	0.0016	0.0007	2.1290	0.0334
	$\Delta$	0.0812	1.4721	0.0552	0.9560*		$\delta$	0.0800	3.9242	0.0204	0.9837*

	B	0.8656	0.0409	21.1670	0.0000		$\beta$	0.9184	0.0555	16.5451	0.0000
<b>AMXL</b>	$\alpha_0$	0.0051	0.0022	2.2946	0.0219	<b>ASURB</b>	$\alpha_0$	0.0349	0.0228	1.5305	0.1261
	$\alpha_1$	0.1149	0.0170	6.7368	0.0000		$\alpha_1$	0.9497	0.0162	58.7433	0.0000
	$\Delta$	0.0800	0.4645	0.1722	0.8633*		$\delta$	-0.0040	0.0288	-0.1401	0.8886
	B	0.8051	0.0711	11.3167	0.0000		$\beta$	0.0412	0.0127	3.2329	0.0013
<b>GFNORTEO</b>	$\alpha_0$	0.0015	0.0007	2.2976	0.0217	<b>IPC</b>	$\alpha_0$	0.0138	0.0061	2.2549	0.0243
	$\alpha_1$	0.8183	0.0512	15.9796	0.0000		$\alpha_1$	0.9079	0.0176	51.7153	0.0000
	$\Delta$	0.1116	0.1221	0.9136	0.3611*		$\delta$	0.0344	0.0282	1.2193	0.2230*
	B	0.1671	0.0520	3.2154	0.0013		$\beta$	0.0844	0.0183	4.6041	0.0000

\*Parámetros con nivel de significancia mayor a 5%.

Nota: Los parámetros sin \* son significativos al 5%.

## Apéndice B

En este apéndice se describe el algoritmo utilizado para simular trayectorias y precios de opciones para cada acción por simulación Monte Carlo.

1.- Dar coeficientes y valores del modelo:  $\alpha_0, \alpha_1, \delta, \beta$ , varianza condicional dada  $\sigma^2(t) = h(t)$ ,  $z(1) = 0$ : muestras de  $\mathcal{N}(0,1)$ ,  $S(1,:)$  = precio subyacente, M= número de trayectorias a simular, N: plazo al vencimiento de la opción en días,  $T = N / 360$ , vencimiento en días,  $K$ : precio de ejercicio de la opción,  $r$ : tasa libre de riesgo;

2.- Simular trayectorias del precio del subyacente con su volatilidad dinámica, obtener el valor final  $S_T$ , calcular el precio de la opción (compra y de venta) de acuerdo con:

```

for i = 1 : M;
    for t = 2 : N
        h(t) =  $\alpha_0 + \alpha_1 \times (e(t-1) - \delta \times \text{sqrt}(h(t-1)))^2 + \beta \times h(t-1)$ ;
        e(t) =  $\text{sqrt}(h(t)) \times \text{randn}(1)$ ;
        S(t,i) =  $S(t-1,i) \times \exp(r - 0.5 \times h(t) + e(t))$ ;
        h(t,i) =  $\alpha_0 + \alpha_1 \times (e(t-1) - \delta \times \text{sqrt}(h(t-1)))^2 + \beta \times h(t-1)$ ;
    end
    ST(i) = S(end,i);
end

GH_call =  $\exp(-r \times T) \times \text{mean}(\max(ST - K, 0))$ ;
GH_put =  $\exp(-r \times T) \times \text{mean}(\max(K - ST, 0))$ ;
fprintf('\n GARCH_call = %+3.6f\n GARCH_put= %+3.6f\n', GH_call, GH_put);

```