

CENTRO DE INVESTIGACIÓN Y DOCENCIA ECONÓMICAS, A. C.



EL RIESGO DE MERCADO ASOCIADO A INSTRUMENTOS  
FINANCIEROS DERIVADOS EN INSTITUCIONES FINANCIERAS.  
ANÁLISIS SOBRE EL DESEMPEÑO DE TRES MODELOS DE VALOR EN  
RIESGO PARA OPCIONES DE TIPO DE CAMBIO.

## **TESINA**

QUE PARA OBTENER EL GRADO DE  
MAESTRO EN ECONOMIA

PRESENTA  
JOSÉ ALFREDO CARMONA OLGUÍN

DIRECTOR DE LA TESINA  
DR. DAVID JUÁREZ LUNA

MÉXICO, D.F. AGOSTO 2015

# Índice

<b>1. Introducción</b> .....	3
<b>2. Instrumentos derivados: Opciones</b> .....	8
<b>2.1 Tipos de opciones</b> .....	9
<b>2.1.1 Opciones Europeas</b> .....	10
<b>2.2 Precio de una opción europea</b> .....	12
<b>2.2.1 El modelo de Black and Scholes</b> .....	13
<b>3. Valor en Riesgo (VaR)</b> .....	15
<b>3.1 Las instituciones financieras: regulación en materia de riesgos</b> .....	17
<b>3.2 Metodologías de VaR</b> .....	19
<b>3.2.1 Paramétrico</b> .....	20
<b>3.2.2 Simulación Histórica</b> .....	22
<b>3.2.3 Simulación Monte Carlo</b> .....	24
<b>4. Evidencia Empírica</b> .....	27
<b>4.1. Opciones sujetas del análisis empírico</b> .....	27
<b>5. Desempeño de los modelos de VaR</b> .....	31
<b>5.1 Opciones largas</b> .....	32
<b>5.2 Opciones cortas</b> .....	33
<b>5.3 Prueba del Cociente de Fallas</b> .....	36
<b>5.3.1 Opciones Largas</b> .....	37
<b>5.3.2 Opciones cortas</b> .....	39
<b>5.4 Prueba de Kupiec</b> .....	41
<b>5.4.1 Opciones largas</b> .....	42
<b>5.4.2 Opciones cortas</b> .....	43
<b>6. Conclusiones</b> .....	45
<b>7. Bibliografía</b> .....	47

## 1. Introducción

Es evidente que toda institución que negocia o posee instrumentos financieros, está expuesta al riesgo de mercado, ya que el valor de sus instrumentos depende de diversos factores, como las tasas de interés o el tipo de cambio, por mencionar algunos. Este riesgo se materializa, cuando las variables de mercado a que se encuentran relacionados estos instrumentos se mueven o cambian de forma desfavorable para la institución, lo cual conlleva a la posibilidad de que el riesgo de mercado se materialice, y por tanto a que las instituciones sufran una pérdida financiera.

Si una institución contara con una bola de cristal que le permitiera ver el comportamiento futuro de las variables de mercado, muy seguramente ésta sabría exactamente qué instrumentos adquirir o negociar, y estos no le generarían pérdidas, sino por el contrario, ganancias. Sin embargo, a la fecha, este tipo de instrumento con tal precisión, no existe. Ante esta situación, las instituciones financieras se ven obligadas a buscar la forma de predecir o estimar la pérdida en que incurriría si el riesgo de mercado se materializa.

Técnicas como el Valor en Riesgo (VaR por sus siglas en inglés *–Value at Risk–*), empleada en mayor medida para estimar el riesgo de mercado, han sido ampliamente aceptadas en el mundo financiero. De acuerdo a Jorion (2007), la metodología VaR se ha empleado desde inicios de los años 90, y ha cobrado relevancia con el paso del tiempo, sobre todo en periodos de crisis, la más reciente en el año 2008.

El año 2008 resultó ser un parteaguas, ya que a partir de la crisis que se presentó en este año, las técnicas y metodologías de medición de riesgos debieron ser calibradas y ajustadas. Este año también marcó un cambio en el uso de los instrumentos derivados, pues

fueron estos instrumentos los que provocaron, en gran medida, las pérdidas incurridas ese año. Casos renombrados como el del banco Lehman Brothers en Estados Unidos (2007) o la Comercial Mexicana (2008) en México, por citar algunos, testifican lo anterior. A partir de estos hechos, las instituciones financieras debieron restringir el uso de estos instrumentos, o bien crear técnicas más sofisticadas de medición de riesgos, destacando los de crédito y mercado.

En el año 2008, e incluso en el subsecuente, el uso de instrumentos derivados disminuyó a nivel mundial. No obstante, posterior al año 2010, el ámbito financiero internacional, incluyendo el mexicano, se caracterizó por incrementar el empleo de instrumentos financieros derivados (BIS, 2013), lo cuales se han vuelto cada vez más sofisticados y complejos. Instituciones financieras y corporativos mexicanos, incurren cada vez más en el uso de estos instrumentos; basta ver los reportes emitidos por el *Bank for International Settlements* (BIS), para notar que el volumen de operación es cada vez es mayor, así como el número de contrapartes que participan, e incluso el tipo de subyacentes sobre los que se negocian, entre los cuales se encuentran principalmente el tipo de cambio y las tasas de interés, así como bienes o *commodities* como el maíz y el oro por mencionar algunos.<sup>1</sup>

Ante tales sucesos, surge la necesidad de implementar medidas de riesgo asociadas a estos instrumentos y establecer ciertas medidas de control, por lo cual se tornó importante tomar estrechamente en cuenta la incertidumbre y riesgo que conllevan estos instrumentos. Por ello, incluso los reguladores a nivel mundial han solicitado desde hace algunos años a las instituciones financieras establecer marcos de operación, de gobierno corporativo, y a

---

<sup>1</sup> BIS, 2013. OTC derivatives statistics at end-June 2013.

reportar, inclusive de forma diaria las operaciones en que incurren con estos instrumentos, junto con los riesgos asociados a ellos, incluido el de mercado.

Dentro de estos marcos de operación, los reguladores han requerido a las instituciones financieras establecer umbrales o límites tolerables de riesgo por tipo, siendo los más relevantes los asociados a riesgos financieros: mercado, crédito y liquidez. Dichos límites son establecidos con base en el grado de aversión al riesgo de cada institución, sin embargo, la base es regularmente una estimación del riesgo asociado a las posiciones. La relevancia de dichos límites es indiscutible, ya que actualmente las instituciones financieras toman decisiones con base en ellos y su utilización.

Surge entonces una pregunta clave: ¿cómo medir estos riesgos asociados a los instrumentos derivados? El presente trabajo tiene como objetivo principal dar respuesta a dicha pregunta considerando principalmente riesgo de mercado. Los riesgos de crédito y de liquidez no se consideran.

Hoy en día existen diversas metodologías para medir o estimar el riesgo de mercado, siendo algunas más sencillas y abordables que otras. En México, en su mayoría las instituciones financieras han optado por adoptar la ya mencionada metodología de Valor en Riesgo para estimar el riesgo de mercado asociado a las posiciones que se encuentran expuestas al mismo.<sup>2</sup>

Por regulación, e incluso por salud financiera, las cifras estimadas son objeto de presentación a los comités de riesgos que hayan sido establecidos dentro de cada institución, e inclusive al consejo de administración correspondiente. Dichas cifras brindan

---

<sup>2</sup> Con base en lo observado en los estados financieros emitidos el año 2013 por las instituciones financieras: Grupo Financiero Banamex, HSBC México, BBVA Bancomer, Grupo Financiero Santander y Grupo Financiero Scotiabank Inverlat, así como en la experiencia de este autor.

a estos órganos colegiados una visión global (o detallada inclusive), de la exposición al riesgo al que se encuentra expuesta la institución.

Por todo lo anterior, es imprescindible que las estimaciones de valor en riesgo que se obtengan, brinden la mayor precisión posible. Esta precisión se logra empleando un modelo acorde al tipo de instrumento. Modelos de riesgos no tan sofisticados podrían funcionar para instrumentos no tan sofisticados, sin embargo, instrumentos que poseen algún grado de complejidad, como es el caso de los instrumentos derivados, y en particular el de las opciones, podrían requerir modelos de riesgos más sofisticados y acordes a la estructura de estos instrumentos.

La literatura financiera (Jorion, 2007) muestra que para realizar estas estimaciones de riesgo de mercado basadas en la metodología de VaR, existen diversos modelos. De estos modelos, las instituciones financieras mexicanas han recurrido principalmente a tres de ellos para realizar sus estimaciones de este riesgo:<sup>3</sup>

- VaR Histórico
- VaR Paramétrico
- VaR por Simulación Monte Carlo

De acuerdo a sus reportes financieros, las instituciones financieras mexicanas emplean alguno de estos modelos indistintamente sobre sus posiciones, es decir, un mismo modelo es empleado para estimar el riesgo de mercado asociado a instrumentos de deuda, de capital y derivados por ejemplo. Esta situación nos lleva a preguntarnos: ¿Es posible emplear los

---

<sup>3</sup> Idem.

modelos de forma indistinta? Y aún más: ¿Habría algún modelo que tenga un mejor desempeño para un tipo de instrumento que para otro?

Dentro de la literatura financiera, se observa que diferentes análisis señalan que algunos modelos de VaR han mostrado un mejor desempeño que otros cuando se trata de instrumentos financieros no lineales, como es el caso de las opciones (El-Jahel, 1999; Britten-Jones, 1999).

Dado que las opciones son instrumentos que pueden traer grandes pérdidas a sus tenedores, y a que el tipo de cambio MXN/USD ha mostrado volatilidad durante los últimos años, en el presente trabajo se abordan las metodologías de VaR aplicadas a estos instrumentos, tomando como subyacente el tipo de cambio MXN/USD. Se plantea la hipótesis de que, para las opciones de tipo de cambio, no es viable emplear los modelos descritos de VaR indistintamente, no al menos sin tener consideraciones adicionales sobre algunos de ellos. Se encontró, como resultado principal, que el modelo de Simulación Histórica mostró el mejor desempeño para estos instrumentos en particular.

El trabajo se organiza como sigue. El capítulo dos detalla y discute las metodologías de VaR que existen y que se probarán, así como la regulación existente en materia de riesgos aplicable a instituciones financieras. El capítulo tres explica brevemente los tipos de opciones que existen en el mercado, y detalla la técnica de valuación que se usará para la estimación de riesgos. El capítulo cuatro presenta los resultados que se han obtenido en otros estudios respecto a las técnicas de VaR, así como los resultados numéricos que se han obtenido en el presente trabajo para el VaR aplicado a opciones de tipo de cambio. El capítulo cinco aborda y detalla el desempeño de los modelos probados, y finalmente en el

último capítulo se exponen las conclusiones del análisis realizado, así como algunas alternativas a los modelos de VaR.

## **2. Instrumentos derivados: Opciones**

Un instrumento derivado se puede definir como un instrumento financiero cuyo valor depende (o se deriva) del valor de otro, más básico, conocido como activo subyacente. Comúnmente, los activos subyacentes de los derivados son los activos que se pueden negociar, como el tipo de cambio, las tasas de interés, e incluso los *commodities* como el maíz.

Las opciones son definidas como instrumentos derivados. Una opción sobre el tipo de cambio por ejemplo, es un derivado cuyo valor depende del precio o valor del tipo de cambio. Se puede decir que una opción es un instrumento financiero que da el derecho al tenedor, más no la obligación, de adquirir (comúnmente conocida como opción *Call*) o vender (comúnmente conocida como opción *Put*) en el futuro un activo subyacente a un precio determinado. Estos instrumentos tienen un valor inicial, conocido como “prima”. Si la opción es comprada, ésta se paga, mientras que si es vendida, ésta se recibe.

Irónicamente, estos instrumentos son los que pueden brindar una mayor seguridad financiera al tenedor, y al mismo tiempo por otro lado, pueden generar la mayor incertidumbre al vendedor. Por lo regular, estas opciones tienen un costo al ser adquiridas o compradas (“posición larga”), el cual es normalmente liquidado al momento de la negociación. Así, mientras que el tenedor tiene una pérdida limitada (la pérdida se limita a la prima pagada), el vendedor de la opción (que adquiere una “posición corta”) no tiene una

pérdida limitada, por el contrario, su pérdida no estará acotada mientras que su ganancia sí lo estará (a la prima recibida).

## 2.1 Tipos de opciones

Existen diferentes tipos de opciones, brevemente, las más conocidas en el ámbito financiero son las siguientes:

- Europeas. Son las más “simples”, conocidas también como *Plain Vanilla*, éstas originan un derecho o una obligación financiera sólo al vencimiento de la opción, que es cuando se pueden ejercer o ejecutar, no antes. La ganancia o pérdida se determina comparando el precio pactado contra el precio spot del subyacente el día de vencimiento.
- Americanas. Estas opciones son parecidas a las europeas, la única diferencia radica en que éstas son ejercibles durante la vida de la opción, no sólo al vencimiento como las opciones europeas. Esta ventaja se refleja en un precio mayor al de una opción europea.
- Asiáticas. Al igual que las opciones europeas, este tipo de opciones se pueden ejercer al vencimiento, sólo que la ganancia o pérdida de este tipo se calcula comparando el precio pactado contra el precio promedio del spot observado durante un número determinado de días.
- Exóticas. Existen opciones que tienen características especiales, que conllevan a que la metodología para su valuación se torne compleja. Algunas de estas características especiales pueden ser definir un “límite” al precio del subyacente, definir un pago fijo respecto de ciertos rangos de observación en el precio del subyacente (por ejemplo un spot mayor o menor o igual a cierto precio), que la opción exista o deje

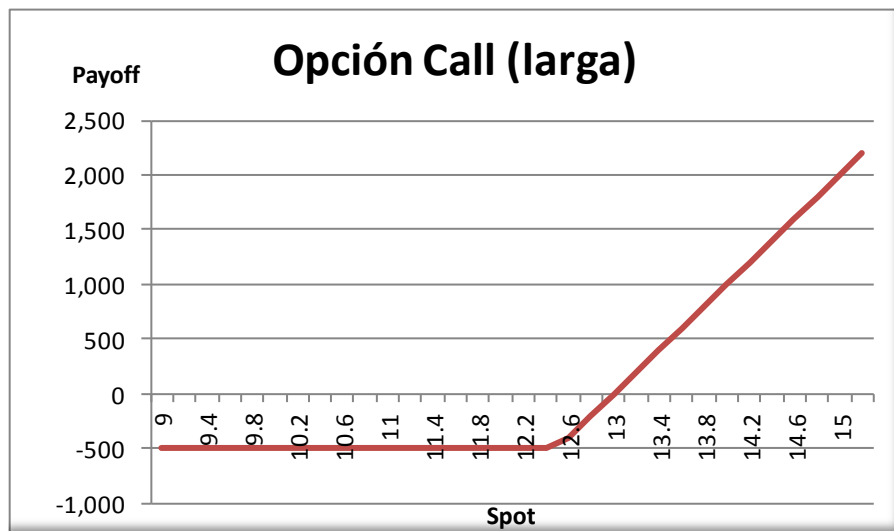
de existir si ocurre un precio determinado del subyacente, entre varias más. Estas características dan vida a opciones del tipo barrera, digitales, bermuda, etc., por mencionar algunas.

Note que el nombre de los diferentes tipos de opciones no está relacionado con el lugar dónde se negocia la operación.

Con la finalidad de tener claridad, simplicidad, y por ende un mayor entendimiento de los resultados numéricos, en el presente trabajo únicamente se abordan opciones europeas.

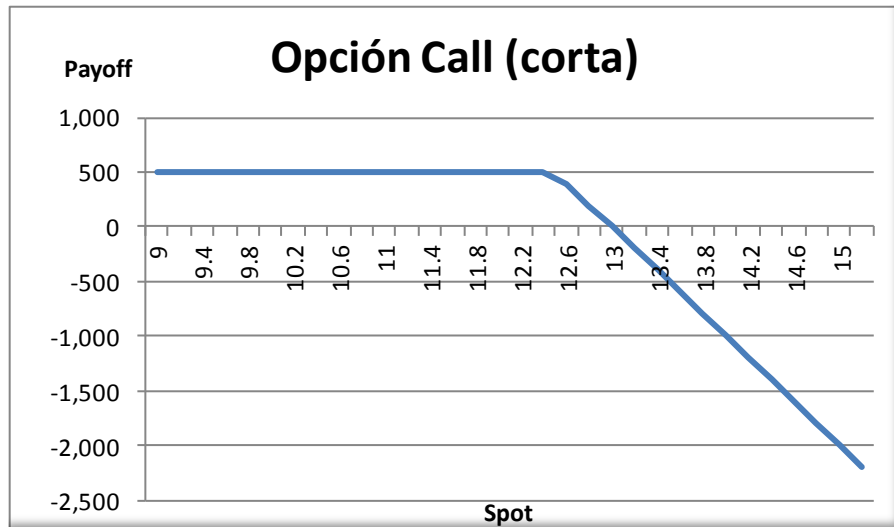
### 2.1.1 Opciones Europeas

Una opción europea adquirida del tipo Call, tiene un perfil de pago (*payoff*) al vencimiento de la siguiente forma:



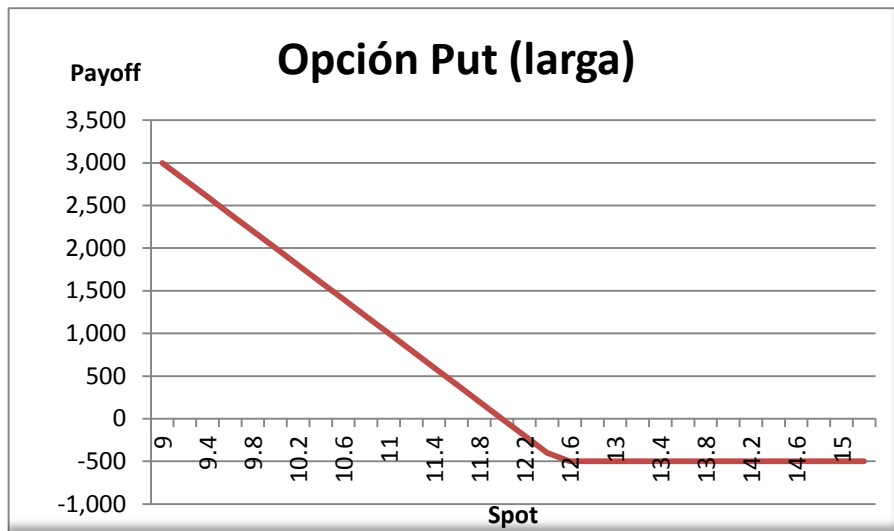
Ejemplo hipotético: Prima: MXN \$500, Strike (MXN/USD): 12.5, Nocial: USD \$1,000  
Fuente: Elaboración propia con datos hipotéticos.

Se puede ver que la pérdida está limitada a la prima pagada, mientras que la ganancia no está limitada. Asimismo, una opción vendida, o corta, tiene un *payoff* que no tiene una pérdida limitada, mientras que su ganancia sí lo está:



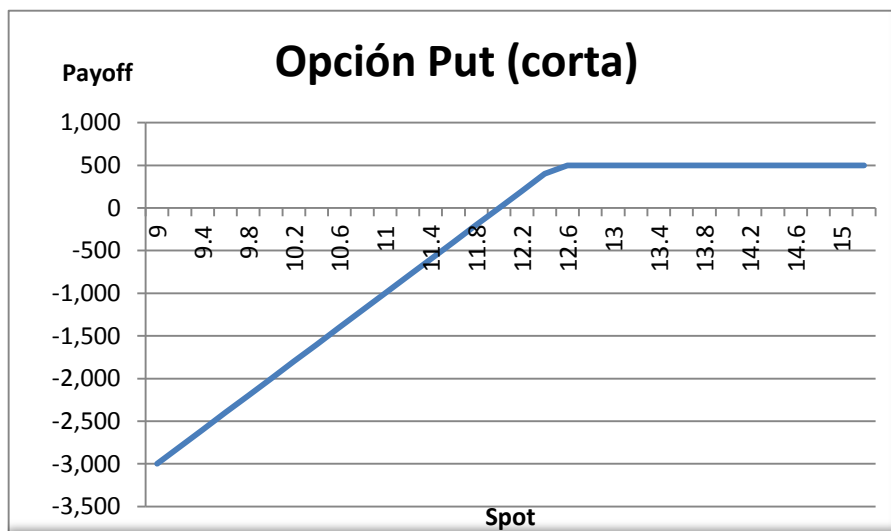
Ejemplo hipotético: Prima: MXN \$500, Strike (MXN/USD): 12.5, Nocional: USD \$1,000  
 Fuente: Elaboración propia con datos hipotéticos.

De forma similar, una opción *put* larga tiene una pérdida limitada:



Ejemplo hipotético: Prima: MXN \$500, Strike (MXN/USD): 12.5, Nocional: USD \$1,000  
 Fuente: Elaboración propia con datos hipotéticos.

Mientras que una opción *put* corta tiene una pérdida no limitada:



Ejemplo hipotético: Prima: MXN \$500, Strike (MXN/USD): 12.5, Nocial: USD \$1,000  
Fuente: Elaboración propia con datos hipotéticos.

Es evidente que las opciones cortas en ambos casos presentan un mayor riesgo de incurrir en pérdidas que las opciones largas, sin embargo, ambos tipos presentan un riesgo de mercado, todas las opciones están expuestas a movimientos en los distintos factores de riesgo que afectan su valor.

## 2.2 Precio de una opción europea

Un componente esencial en la estimación del riesgo de mercado es el modelo de valuación de los instrumentos derivados. Para estimar el valor de mercado de una opción europea existen diversas metodologías. Las metodologías comúnmente empleadas son las siguientes (Hull, 2009):

- *Binomial*. Consiste en representar distintas “rutas” que podría seguir el precio del activo subyacente. Cada ruta consta de uno o múltiples pasos. El supuesto aquí es que este activo subyacente sigue una caminata aleatoria. Se define una probabilidad de que el precio suba y una probabilidad de que el precio baje. Con base en estos parámetros se generan las rutas.

- Simulación Montecarlo. Este método no sólo se emplea para la medición de riesgos, también es empleado para la estimación del precio de una opción. Al igual que el método Binomial, para este método se construyen rutas sólo que éstas son aleatorias, un gran número de ellas. Cada una de ellas genera “muestras” del valor de la opción con base en el precio del subyacente obtenido en cada ruta, La media representa el valor esperado de la opción.
- Modelo de Black and Scholes. Se detalla a continuación.

### **2.2.1 El modelo de Black and Scholes**

A inicios de los años 70's, Fischer Black, Myron Scholes y Robert Merton, dieron solución a la ecuación diferencial Black-Scholes-Merton, la cual dio lugar al ya bien conocido modelo Black and Scholes, empleado para valuar o determinar el precio de opciones europeas, las cuales son objeto de este análisis.

El presente trabajo emplea el modelo Black and Scholes debido a que ofrece dos ventajas para obtener el valor de mercado de las opciones:

- El modelo *Black and Scholes* es el modelo que ha cobrado mayor importancia y relevancia entre las instituciones financieras, ya sea para negociar el precio de las opciones, o para realizar coberturas mediante el uso de éstas, y por ende, para estimar el riesgo de mercado.
- Debido a que el número de días en que se estimará el VaR es grande, usar este modelo representa una ventaja operativa, ya que la realización de las estimaciones requiere un tiempo significativamente menor.

Sea  $V_t(S, K, r_l, r_e, \sigma)$  el valor de mercado de una opción europea el día  $t$ . El valor de mercado de una opción a través de la metodología de *Black and Scholes* se obtiene de la siguiente forma:

$$V_t^C = N\left(Se^{-r_f(T-t)}N(d_1) - Xe^{-r_d(T-t)}N(d_2)\right)$$

$$V_t^P = N\left(Xe^{-r_d(T-t)}N(-d_2) - Se^{-r_f(T-t)}N(-d_1)\right)$$

donde,

$$d_1 = \frac{\ln\left(\frac{S}{X}\right) + \left(r_d - r_f + \frac{\sigma^2}{2}\right)(T-t)}{\sigma\sqrt{T-t}}, \quad d_2 = \frac{\ln\left(\frac{S}{X}\right) + \left(r_d - r_f - \frac{\sigma^2}{2}\right)(T-t)}{\sigma\sqrt{T-t}} = d_1 - \sigma\sqrt{T-t}$$

con,

$V_t^C$ :	Valor de mercado de una opción Call
$V_t^P$ :	Valor de mercado de una opción Put
$N$ :	Monto Nocial en USD
$S$ :	Tipo de cambio spot MXN/USD (subyacente)
$N(x)$ :	Distribución normal estándar acumulada
$X$ :	Precio de ejercicio ( <i>strike price</i> )
$r_f$ :	Tasa de interés extranjera
$r_d$ :	Tasa de interés local
$T-t$ :	Plazo al vencimiento (años)
$\sigma$ :	Volatilidad del subyacente

Para la medición de riesgos, en el caso de las opciones, y con base en el modelo *Black and Scholes*, los factores de riesgo correspondientes son los siguientes:

- Tipo de cambio spot ( $S$ )
- Tasa de interés local ( $r_l$ )

- Tasa de interés extranjera ( $r_e$ )
- Volatilidad implícita de la opción ( $\sigma$ )

### **3. Valor en Riesgo (VaR)**

El Valor en Riesgo de un instrumento financiero o un portafolio compuesto de ellos, se puede definir como la máxima pérdida esperada de ocurrir con cierta probabilidad, sobre un periodo de tiempo específico. Esta metodología basada en probabilidad, ha tenido gran aceptación debido a su simplicidad, ya que los resultados que se obtienen de ella son relativamente sencillos de interpretar, y generalmente son del entendimiento de la organización en su conjunto, desde ciertos niveles operativos, hasta los niveles más altos en la jerarquía de la organización.

La medida de VaR, vista como un indicador del grado de riesgo de mercado que presenta un instrumento financiero, un portafolio de ellos o una institución en el uso de los mismos, ha cobrado gran relevancia a nivel mundial dentro de las instituciones financieras, las empresas o corporativos, e incluso para los reguladores (Alexander, 2001).

Ejemplo de ello son los acuerdos de Basilea, en particular Basilea III “Marco regulador global para reforzar los bancos y los sistemas bancarios”,<sup>4</sup> donde el Comité de Supervisión ha establecido la metodología de VaR como la metodología para determinar los requerimientos mínimos de capital por riesgo de mercado asociado diferentes factores de riesgo, como por ejemplo la tasa de interés en bonos, así como para llevar a cabo pruebas de estrés.

---

<sup>4</sup> Comité de Supervisión Bancaria de Basilea, 2010.

Un caso particular que merece la atención citar son las Aportaciones Iniciales Mínimas (AIMs), que requiere el Mercado Mexicano de Derivados (MexDer) a través de su cámara de compensación: Asigna Compensación y Liquidación (Asigna), como garantía para la operación de derivados listados. Debido a que las pérdidas o ganancias generadas por un derivado listado en MexDer deben ser cubiertas de inmediato, para operar derivados listados en esta bolsa de derivados, Asigna requería hace unos años a los participantes depositar como colateral un monto en garantía, que estaría restringido en una cuenta “de margen” mientras el instrumento se mantuviera en posición.

Este monto en garantía es conocido como AIM, y Asigna determina estas AIMs con base en metodologías de riesgo de mercado, basadas en una variación máxima esperada. Este hecho obedece a que Asigna, como cámara de compensación, necesita “asegurarse” de cubrir de manera anticipada una posible variación negativa en el valor de los instrumentos, en un horizonte de un día y con un alto nivel de confianza. Esta variación esperada puede ser definida como un VaR, ya que dicha variación podría generar pérdidas a los tenedores de los derivados las cuales, por falta de liquidez, no se pudieran cubrir de forma expedita tal y como lo requiere MexDer.

En resumen, son diversos los usos que se le ha dado a la metodología de VaR, y de ahí su trascendencia. Estos hechos marcan la importancia de contar con un modelo de VaR adecuadamente implementado, ineludiblemente en línea con las necesidades de cada institución, y en línea también con los portafolios de instrumentos financieros con que cuente.

### **3.1 Las instituciones financieras: regulación en materia de riesgos**

Las instituciones financieras tienen una gran diversidad en el uso de estos instrumentos, ya que pueden ser empleados para realizar coberturas cambiarias sobre posiciones propias, o al tener información de mercado privilegiada, en mucho mayor grado que una empresa particular o corporativo, para especular y buscar la obtención de una ganancia, por lo cual son estas instituciones quienes presentan un mayor riesgo en el uso de estos instrumentos.

Es este hecho el que ha llevado a los reguladores a establecer medidas de control estrictas a las instituciones financieras en el uso de estos instrumentos, como el establecimiento de límites de riesgo, procedimientos claramente definidos en la operación y administración de los mismos, así como segregación de funciones entre las distintas áreas de estas instituciones que participan en la operación o administración de los mismos.

Como muestra de ello, en 1992 el *Committee of Sponsoring Organizations of the Treadway Commission* (COSO), publicó su “*Internal Control – Integrated Framework*”, el cual fue ampliamente aceptado y establece los principios y reglas para el diseño, implementación y administración del control interno, en particular el asociado a la operación de instrumentos derivados.

Para el año 2012, este comité actualizó este marco e incluyó algunos conceptos adicionales, buscando adaptar los principios originales a los cambios en la operación de las instituciones que surgieron a raíz de los avances tecnológicos y las novedosas formas de operar que existen actualmente. La publicación original, e incluso la reciente, buscan dar solución a los problemas que se originan en las instituciones por el uso de instrumentos derivados, entre ellos, la dificultad que enfrentan para entender su riesgo, y su empleo con fines de

administración de riesgos, orientando a las instituciones por ejemplo en la definición de políticas de riesgo, en el establecimiento de un gobierno corporativo de riesgos, y en la medición, monitoreo y control de los distintos riesgos, particularmente el de mercado.

Específicamente en lo que a México corresponde, el Banco de México ha hecho lo propio y desde 1995, ha sentado el marco regulatorio para el uso de instrumentos financieros derivados, aplicable a instituciones financieras establecidas en México. A través de su circular 2019/95 emitió los “31 requerimientos para las entidades que pretendan realizar operaciones derivadas”.

No menos importante, la Comisión Nacional Bancaria y de Valores (CNBV) contempla dentro de su Circular Única,<sup>5</sup> una sección completa referente a regulación de riesgos para instituciones financieras, siendo requisito indispensable que dichas instituciones cuenten metodologías de medición de riesgos. Dichas metodologías deben ser calibradas de forma continua.

De igual forma, la Comisión Nacional de Seguros y Fianzas (CNSF) ha hecho lo propio, y ha emitido su Circular Única aplicable a aseguradoras y afianzadoras, la cual también considera regulación para riesgos financieros.<sup>6</sup>

De forma general, estos requerimientos buscan regular la administración y operación de los instrumentos derivados, así como el control interno que los envuelve y la medición de riesgos asociados a ellos. Estos requerimientos abordan temas desde la capacidad y habilidades de los funcionarios que operan los instrumentos derivados, hasta aspectos

---

<sup>5</sup> La CNBV ha emitido diversas versiones de su Circular Única (Disposiciones Generales), cada una de ellas aplicable un sector específico: Instituciones de Crédito (Bancos), Casas de Bolsa, Sociedades de Inversión, Fondos de Inversión, etc. Cada una de estas circulares aborda la medición de riesgos financieros.

<sup>6</sup> De igual forma, la Comisión Nacional del Sistema de Ahorro para el Retiro (CON SAR) ha emitido disposiciones generales, que consideran regulaciones sobre riesgos financieros aplicables a las Afores.

legales implícitos en la formalización de las operaciones, así como valuación, riesgos financieros e incluso contabilidad.

Son estas regulaciones las que obligan a las instituciones financieras, nacionales e internacionales, a medir los riesgos financieros asociados a los instrumentos financieros derivados, entre ellos el de mercado, y establecer metodologías de medición del mismo que sean adecuadas y sustentadas.

Para llevar a cabo dichas mediciones, las instituciones deben establecer una metodología que les permita obtener un valor de mercado de los instrumentos, y definir factores de riesgo inherentes a estos modelos.

No obstante, para el caso particular de las opciones, debido a que son instrumentos no lineales, es relativamente complejo aplicar indistintamente las metodologías de VaR. Es necesario incluir ciertas consideraciones.

Dentro de la gama de modelos de VaR que existen, estos se pueden dividir en dos grandes grupos: paramétricos y no paramétricos. Al tratarse de instrumentos no lineales, para las opciones existen limitantes en la aplicación de modelos paramétricos, y se deben tomar en cuenta ciertas modificaciones sobre ellos. Como se verá a continuación, existen limitantes en la aplicación de modelos paramétricos para las opciones. En el siguiente apartado se exponen las metodologías de VaR que se analizarán en la presente tesina.

### **3.2 Metodologías de VaR**

Son tres los modelos mayormente empleados en el sector financiero mexicano:

- Simulación histórica

- Paramétrico
- Monte Carlo

A continuación se explican detalladamente las metodologías citadas.

### 3.2.1 Paramétrico

Existen diversas versiones de este método, aunque todas recurren al mismo supuesto: normalidad en los rendimientos de los factores de riesgo. Autores como Bohdalová, 2007 y Juárez & Ramírez, 2005, han mostrado que dichos rendimientos no necesariamente se comportan como una distribución normal, e inclusive, que modelos de VaR que se basan en el supuesto de normalidad no resultan, en muchos de los casos, ser efectivos en predecir las ganancias o pérdidas esperadas asociadas a instrumentos no lineales.

Por lo anterior, para el presente análisis se ha decidido emplear una variante del método Delta-Normal que comúnmente se emplea para instrumentos financieros de deuda y capital, así como para derivados lineales. El método Delta-Normal está basado en una serie o expansión de Taylor de primer orden, y dado que ésta proviene de la resolución a una diferencial, para el caso de las opciones esta expansión de primer orden se puede estimar a través de las *Griegas*,<sup>7</sup> las cuales están determinadas por la derivadas parciales por factor de riesgo, del modelo de valuación Black and Scholes visto como función. Realizar lo anterior brinda la ventaja de tener fórmulas “cerradas” para la estimación.

---

<sup>7</sup> Las letras Griegas se pueden definir como parámetros de cobertura. Estos parámetros son empleados por los *traders* (o negociadores de opciones) para cubrir riesgos (Hull, 2009). Representan sensibilidades del precio de las opciones ante movimientos en los distintos factores: Delta (cambios en el precio del activo subyacente), Theta (cambios en el tiempo), Gamma (cambios en Delta ante movimientos en el precio del activo subyacente –segundo orden-), Vega (cambios en volatilidad) y Rho (cambios en tasas de interés).

El método Delta-Gamma-Normal es similar al método Delta-Normal, sólo que aquí la expansión de Taylor es de segundo orden, se añade el componente o letra griega *Gamma* a la estimación, que proviene de una derivada parcial de segundo orden. Jorion (2007) considera inadecuado el empleo del método Delta-Normal en la estimación del riesgo de mercado para opciones, sin embargo, argumenta que es posible que el método Delta-Gamma-Normal aumente la calidad de la estimación, incluso se muestra que para un portafolio de opciones listadas en el New York Stock Exchange,<sup>8</sup> el método Delta-Gamma-Normal resulta ser mejor predictor que el método Delta-Normal, de las pérdidas reales del portafolio.

La citada expansión de Taylor de segundo orden está definida de la siguiente manera:

$$dV = \Delta dS + \frac{1}{2} \Gamma ds^2, \text{ donde, } \quad \Delta(\text{call}) = N(d_1), \quad \Delta(\text{put}) = N(d_1) - 1$$

$$\Gamma = \frac{N'(d_1)}{S\sigma\sqrt{T}}, \text{ con } \quad N'(d_1) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-x^2/2}$$

Esta expansión está definida para un factor de riesgo. Para el análisis se consideran múltiples factores de riesgo, pero sólo un activo subyacente que es el tipo de cambio. De acuerdo a Jorion (2007), existen diferentes enfoques que pueden ser empleados para obtener aproximaciones analíticas para estimar el cuantil del VaR. Uno de ellos, el enfoque delta-gamma-delta, considera tomar la varianza de la expansión de Taylor de segundo orden, esto es:

---

<sup>8</sup> A diferencia del ejemplo citado, en el presente proyecto se abordan opciones europeas del tipo "Over-the-Counter" (OTC), también conocidas como "hechas a la medida". Estas opciones no cotizan en un mercado público reconocido como el New York Stock Exchange, donde las opciones tienen términos estandarizados.

$$\sigma^2(dV) = \Delta^2 \sigma^2(dS) + \left(\frac{1}{2} \Gamma\right)^2 \sigma^2(dS^2) + 2\left(\Delta \frac{1}{2} \Gamma\right) \text{cov}(dS, dS^2)$$

Si  $dS$  se distribuye normalmente, entonces la covarianza entre  $dS$  y  $dS^2$  es cero; y bajo el supuesto de que  $V(dS^2) = 2V(dS)^2$  y que  $dS$  y  $dS^2$  son conjuntamente distribuidas normalmente, entonces el VaR se puede estimar de la siguiente forma:

$$VaR = \alpha \sqrt{(\Delta S \sigma)^2 + \frac{1}{2} (\Gamma S^2 \sigma^2)^2}$$

En el presente análisis esta es la ecuación que se toma para estimar el VaR Paramétrico. Debido a que existen diversos factores de riesgo en la estimación,  $S$  representa el vector de factores de riesgo y  $\sigma$  representa la matriz de correlaciones.

### 3.2.2 Simulación Histórica

Este método es el más “directo” de los tres. Su ventaja radica en que se trata de un método no paramétrico; para este método se genera una distribución empírica de pérdidas y ganancias, que se estima con base en simulaciones del valor del instrumento generadas con información real histórica de los factores de riesgo; no se realizan supuestos específicos sobre estos.

Con base en los rendimientos históricos, se obtienen escenarios simulados de estos factores a un periodo de tiempo o plazo definido, los cuales originan precios simulados del instrumento, y por tanto una serie de pérdidas y ganancias comparados contra un escenario base (precio real del instrumento).

Definimos el periodo  $t$  como el horizonte de tiempo o periodo de estimación, para el que se desea calcular el VaR. Dadas las condiciones actuales de los mercados, los reportes

financieros de las instituciones financieras muestran que el estándar para el horizonte de tiempo regularmente se define en un día, por lo cual para este análisis se considerará 1 día para los incrementos en el valor de  $t$ .

Supongamos que nos encontramos en el día  $t$ , el valor de mercado de una opción europea estaría dado por  $V_t(S^t, K, r_l^t, r_e^t, \sigma^t)$ . Sea  $F(S, r_l, r_e, \sigma)$  el vector de factores de riesgo, para cada  $F(i)$  se estiman sus rendimientos históricos de la siguiente forma (Jorion, 2007):

$$rend_t = \ln\left(\frac{F(i^t)}{F(i^{t-1})}\right)$$

Se calculan tantos rendimientos como escenarios deseen generarse.

Sea  $n$  el número de escenarios a generar, si definimos  $t = 0$  como el escenario base, es decir, el día en que se desea estimar el VaR, entonces para cada  $t$  ( $t = 1, \dots, n$ ), un escenario del factor de riesgo  $F(i)$  se obtiene de la siguiente forma:

$$\tilde{F}(i^t) = F(i^0) * (1 + rend_t)$$

Tendremos así  $n$  escenarios para cada factor de riesgo  $F(i)$ . Si estimamos el valor de mercado de la opción europea considerando cada uno de estos escenarios simulados, el día  $t$  obtendremos como precio de la opción:  $\tilde{V}_t(\tilde{S}^t, K, \tilde{r}_l^t, \tilde{r}_e^t, \tilde{\sigma}^t)$ . Cada escenario ( $n$  en total), representa un valor simulado de la opción. Estos valores simulados, comparados con el escenario base, generan una serie de pérdidas o ganancias simuladas de la siguiente forma:

$$P \& L_t = \tilde{V}_t - V_0, \text{ o un vector de la siguiente forma: } P \& L = \{V_1 - V_0, V_2 - V_0, \dots, V_n - V_0\},$$

que al final define una distribución de pérdidas y ganancias con base en información histórica.

Los elementos de P&L son ordenados de forma ascendente, y el VaR del instrumento corresponde precisamente al valor del  $\alpha$ -percentil de la distribución mostrada,  $\alpha$  se define como el nivel de significancia de la estimación de VaR, y  $1-\alpha$  como el nivel de confianza.

La variable  $t$  representa periodos de un día en este caso, no obstante, este periodo puede ser mayor, sin embargo, para un instrumento como una opción, cuyo valor depende de variables o factores de riesgo con gran dinamismo o liquidez, cuan mayor sea este periodo de estimación u horizonte, muy probablemente menor será el grado de ajuste de la estimación (Jorion, 2007).

### 3.2.3 Simulación Monte Carlo

En este método, al igual que con el método de Simulación Histórica, es necesario realizar simulaciones de los factores de riesgo, en este caso se añade un componente aleatorio a la simulación. El proceso de simulación inicia considerando un *Movimiento Browniano Geométrico*, este modelo asume que los precios no están correlacionados con los anteriores y que, cambios pequeños en los precios de un activo subyacente, o en este caso factor de riesgo, puede ser obtenido como sigue:

$$dS_t = \mu_t S_t dt + \sigma_t S_t dz$$

Donde  $dz$  es una variable aleatoria que se distribuye normalmente con media cero y varianza  $dt$ .

En la práctica, el proceso  $dt$  con cambios infinitesimales, puede ser estimada o aproximada con incrementos discretos  $\Delta t$ . Jorion (2007) muestra que integrando  $dS/S$  sobre un intervalo infinito, tenemos:

$$\Delta S_t = \Delta S_{t-1} (\mu \Delta t + \sigma \varepsilon \sqrt{\Delta t})$$

Donde  $\varepsilon$  es una variable aleatoria normal estándar, con media cero y varianza 1.

A partir de este proceso, se genera una pseudosecuencia de variables  $\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n$ , mediante las cuales se calculan las simulaciones de los factores de riesgo. Una vez calculados, al igual que con el método de simulación histórica, se lleva a cabo una estimación del valor de mercado de la opción para cada una de estas simulaciones. Esto es, para cada factor de riesgo  $j$ , se estima:

$$\Delta S_{j,t} = S_{j,t-1} (\mu_t \Delta t + \sigma_j \varepsilon_{j,t} \sqrt{\Delta t})$$

Donde los valores de  $\varepsilon$  deben ser independientes a lo largo del tiempo. Sin embargo, si los factores de riesgo no son independientes entre ellos, es decir, existe correlación entre los mismos, es necesario considerar lo anterior al obtener  $\varepsilon$ .

Lo anterior se logra a través de la reconocida factorización o descomposición de Cholesky. Cada matriz simétrica y positiva definida  $R$ , puede descomponerse en un producto de una única matriz bajo triangular  $L$  y su transpuesta:

$$R = TT'$$

$T$  es conocida como el factor Cholesky de  $R$ . La matriz  $T$  es de la siguiente forma:

$$R = \begin{pmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} & \cdots & r_{1n} \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} & \cdots & r_{2n} \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} & \cdots & r_{3n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r_{n1} & r_{n2} & r_{n3} & \cdots & r_{nn} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} t_{11} & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ t_{21} & t_{22} & 0 & \cdots & 0 \\ t_{31} & t_{32} & t_{33} & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ t_{n1} & t_{n2} & t_{n3} & \cdots & t_{nn} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} t_{11} & t_{12} & t_{13} & \cdots & t_{1n} \\ 0 & t_{22} & t_{23} & \cdots & t_{2n} \\ 0 & 0 & t_{33} & \cdots & t_{3n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & t_{nn} \end{pmatrix}$$

Se puede demostrar que los elementos de T se obtienen de la siguiente forma:

$$t_{kk} = \sqrt{r_{kk} - \sum_{j=1}^k t_{kj}^2}, \text{ y, para los elementos debajo de la diagonal } (ikj, \text{ con } i > k):$$

$$t_{ik} = \frac{1}{t_{kk}} \left( r_{ik} - \sum_{j=1}^{k-1} t_{ij} t_{kj} \right)$$

La matriz original R, es la matriz de varianzas y covarianzas de los factores de riesgo definidos en el modelo Black and Scholes, de tal forma que, si existe correlación entre los valores de riesgo, tomando como ejemplo un instrumento con dos factores de riesgo se tendría que:

$$\begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ \rho & (1 - \rho^2)^{1/2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \eta_1 \\ \eta_2 \end{bmatrix}$$

Donde  $\eta_i$  son las variables aleatorias que se distribuyen como una norma con media cero y desviación estándar de 1. La variable  $\eta_i$  puede ser generada o replicada aleatoriamente tantas veces como sea necesario, cada una de estas réplicas constituirá un escenario del factor de riesgos

Driels y Shin (2004), encontraron que a un mayor número de réplicas se obtiene un resultado más preciso, 100,000 réplicas resultaron generar un resultado con un error muy pequeño. En el presente análisis se consideran 10,000 réplicas, tal como expone y ejemplifica Jorion (2007).

#### **4. Evidencia Empírica**

Estudios previos desarrollan numerosos análisis sobre diversas metodologías para la estimación del valor en riesgo asociado a instrumentos financieros, mostrando resultados empíricos sobre el desempeño de los mismos, alentadores en algunos casos y no tanto en algunos otros. Autores como Pritsker (1996), El-Jahel (1999), Britten-Jones (1999), Giot (2002), Castellaci (2003), Bohdlová (2007), han basado estos análisis en la metodología de Valor en Riesgo.

Los análisis consideran desde instrumentos de deuda y de capital, hasta instrumentos financieros derivados. Pritsker (1996), El-Jahel (1999), Britten-Jones (1999) y Castellaci (2003) tratan especialmente sobre instrumentos derivados, en particular Pritsker (1996), El-Jahel (1999) y Castellaci (2003) sobre opciones. Las publicaciones de estos autores sin embargo, abordan el valor en riesgo asociado a opciones listadas en un mercado reconocido, es decir, opciones para las cuales existe un precio o un valor de mercado único, basado en la oferta y la demanda, sin abordar de forma importante opciones del tipo *Over-the-Counter* (OTC), las cuales como se ha dicho son “hechas a la medida”, y por lo cual su valor depende precisamente del modelo de valuación empleado y de los insumos de mercado que se decida emplear al determinar su valor.

##### **4.1. Opciones sujetas del análisis empírico**

Previos estudios han indicado que el desempeño de los modelos de VaR sobre los instrumentos no lineales como las opciones, pueden no mostrar el mismo desempeño si una opción está por ejemplo dentro o fuera del dinero (Pritsker, 1996). Con la finalidad de exponer el desempeño de los modelos empleados desde una amplia perspectiva, el análisis

mostrará resultados para distintos tipos de opciones, considerando su posición (larga o corta), el estatus del instrumento al inicio (en el dinero o fuera del dinero) y el plazo al vencimiento. A continuación la descripción.

Opción	Posición	Tipo	Estatus al inicio
1	Larga	Call	At the money
2	Larga	Put	At the money
3	Larga	Call	Out of the money
4	Larga	Put	Out of the money
5	Corta	Call	At the money
6	Corta	Put	At the money
7	Corta	Call	Out of the money
8	Corta	Put	Out of the money

Todas estas opciones tienen las siguientes características:

Subyacente: Tipo de cambio MXN/USD

Inicio: 29/06/12

Vencimiento: 18/06/14

Monto notional: USD 1,000,000.00

#### Niveles considerados del Spot

Para el presente análisis, para las opciones en el dinero (*at the money*) se consideró el tipo de cambio de mercado del día en que inician los instrumentos (se vende o compra “justa”); mientras que para las opciones fuera del dinero (*out of the money*), se tomó un strike superior al spot de mercado en el caso de los Calls, y un strike inferior en el caso de los Puts:<sup>9</sup>

<sup>9</sup> La información numérica fue tomada del sistema de información *Bloomberg*. Los precios strike para las opciones fuera del dinero se seleccionaron al azar de acuerdo a la información que presentaba el sistema *Bloomberg* al momento de tomar los datos.

Para las opciones Call:

El strike o precio de entrega para las opciones en el dinero se ubica en MXN/USD 14.1413, mientras que el strike para las opciones fuera del dinero se tomó en MXN/USD 15.5.

Para las opciones Put:

El strike o precio de entrega para las opciones en el dinero se ubica en MXN/USD 14.1852, mientras que el strike para las opciones fuera del dinero se tomó en MXN/USD 12.5.

El análisis contempla estas variantes debido a que todo indica desde el punto de vista teórico, que una opción en el dinero experimenta mayores cambios en valuación que una opción fuera del dinero, por lo cual como se señaló, un modelo de VaR podría desempeñarse mejor en un caso que en el otro.

Supuestos para los modelos de VaR / bases para la estimación.

Los supuestos por tipo de modelo que se han considerado para llevar a cabo esta evaluación de desempeño de los modelos de VaR son los siguientes:

	<b>Histórico</b>	<b>Paramétrico</b>	<b>Monte Carlo<sup>10</sup></b>
Horizonte	1 día	1 día	1 día
Nivel de Confianza	99%	99%	99%
Escenarios	500	252	500 y 252
Rendimientos	Logarítmicos, diarios	Logarítmicos, diarios	Logarítmicos, diarios

Greg Lambadiaris et. al (2003) han encontrado que para que un modelo de VaR resulte confiable, deben emplearse al menos 252 datos, que es el equivalente a un año de *trading days*; asimismo, se enfatiza que entre mayor sea el número de observaciones, mayor

---

<sup>10</sup> Adicionalmente, para el VaR Monte Carlo se consideraron 10,000 simulaciones para los factores de riesgo.

confiabilidad tendrá el modelo. Adicionalmente, Jorion (2007) similarmente expone el empleo de 252 datos para el VaR Paramétrico, y 501 datos para los modelos Histórico y Monte Carlo.

Con base en lo anterior, y considerando que en la práctica se observa que tanto para el modelo Histórico como para el modelo Monte Carlo, el número estándar de escenarios históricos empleado por las instituciones mexicanas por ejemplo, asciende a 501 datos (aproximadamente 2 años de rendimientos históricos, considerando días hábiles), mientras que para el modelo Paramétrico el estándar es emplear 252 escenarios históricos (un año de rendimientos, considerando días hábiles), en el presente análisis se ha decidido emplear el número de observaciones citadas.

## 5. Desempeño de los modelos de VaR

A diferencia de lo encontrado en estudios previos, y con la finalidad de estudiar el comportamiento de las estimaciones de VaR a lo largo de la vida de una opción, y debido a que una estimación de VaR podría tener un mejor desempeño con base en el plazo al vencimiento de la opción, el presente análisis se llevó a cabo de forma diaria durante la vida de las opciones, en concreto para un periodo de 440 días,<sup>11</sup> que comprende del 29 de junio de 2012 y hasta el 31 de marzo de 2014. Para cada uno de los días hábiles comprendidos en este periodo<sup>12</sup>, se estimó el VaR bajo las tres metodologías sujetas a estudio.

Dichas estimaciones de VaR fueron comparadas con la ganancia o pérdida real del instrumento, es decir, el resultado de la siguiente diferencia es comparado con cada metodología de VaR:

$$P \& L_t = V_t(S^t, K, r_i^t, r_e^t, \sigma^t) - V_{t-1}(S^{t-1}, K, r_i^{t-1}, r_e^{t-1}, \sigma^{t-1})$$

Esta diferencia representa el objetivo de la estimación de VaR, cuanto más cercana sea la estimación del VaR a la pérdida o ganancia real, el modelo de VaR habrá tenido un mayor éxito en predecirla.

A continuación se presentan gráficamente los resultados obtenidos para el periodo señalado. Para mayor claridad, los resultados se presentan en dos grandes secciones: opciones largas y opciones cortas.

---

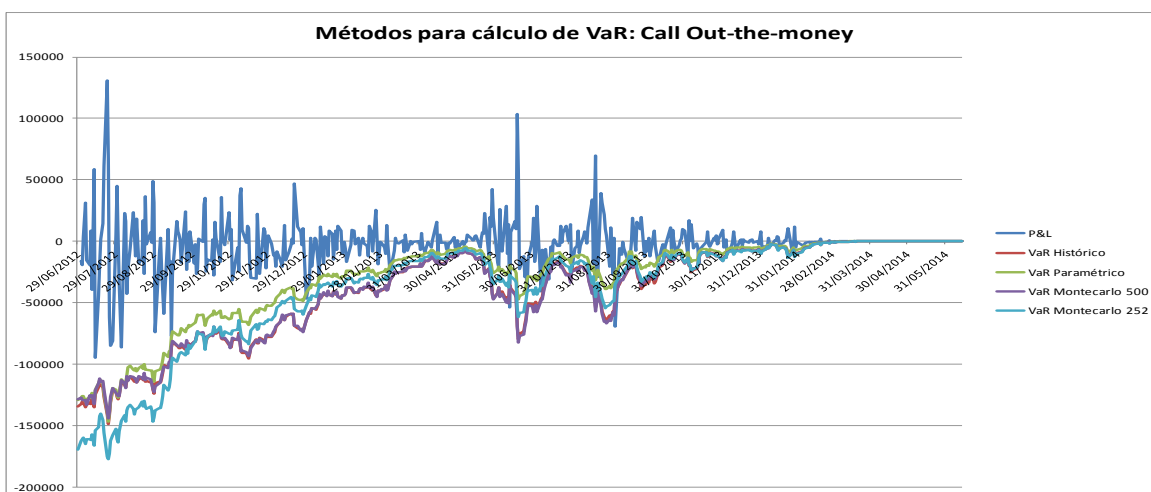
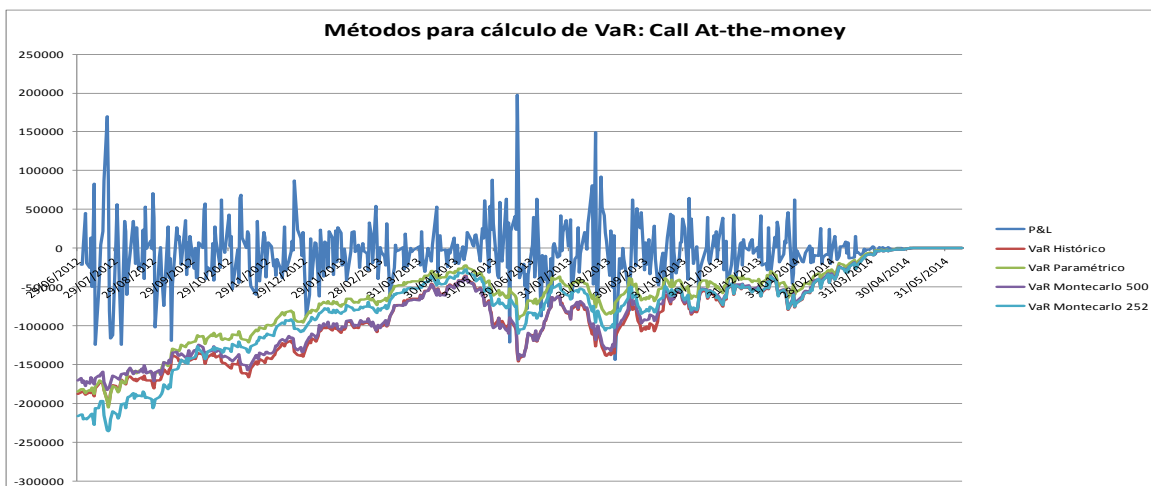
<sup>11</sup> Días hábiles que comprende el periodo descrito.

<sup>12</sup> Los estudios citados consideran una sola fecha concreta para los análisis, excepto Pritsker (1996), que considera 10 fechas hipotéticas.

## 5.1 Opciones largas

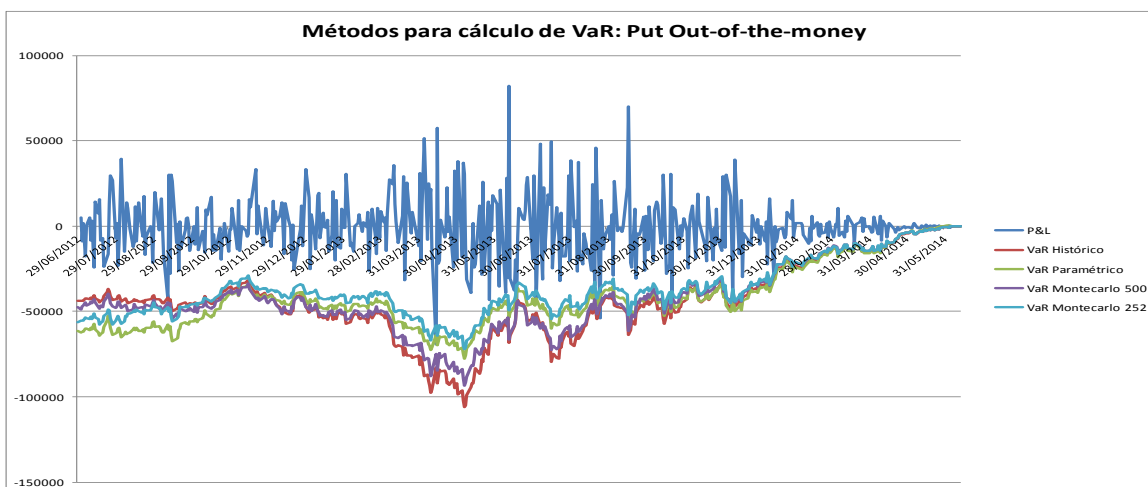
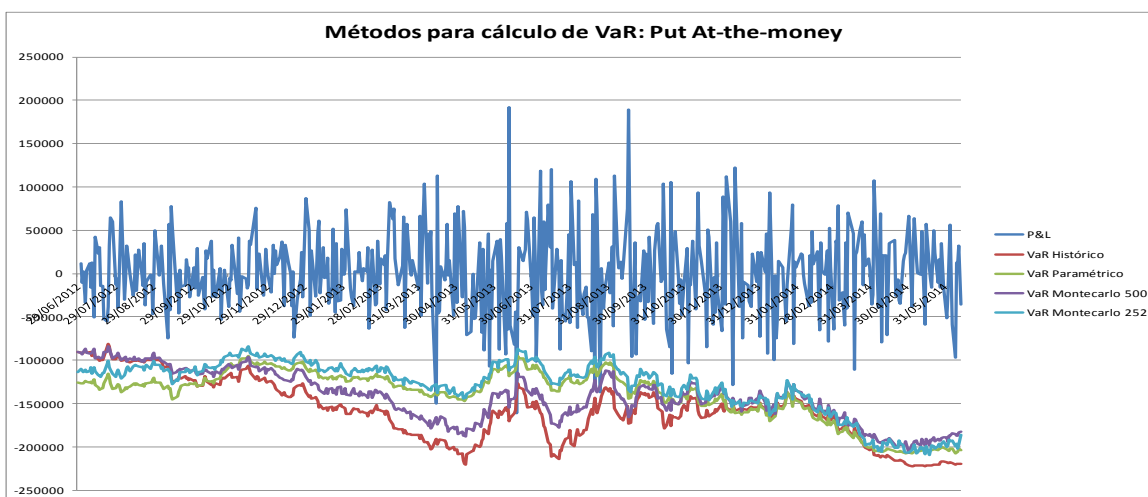
### Opciones Call

Al menos de forma gráfica, aparentemente los modelos se desempeñan de forma similar, sin embargo en los periodos de alta volatilidad algún modelo podría desempeñarse mejor que otro. De igual forma, se observa que, las pérdidas y ganancias son mayores y presentan una mayor variación para una opción en el dinero que para una opción fuera del dinero, no obstante, invariablemente, ambas opciones terminan fuera del dinero al vencimiento.



## Opciones Put

Como se puede observar en las siguientes gráficas, la opción que inicia dentro del dinero termina también dentro del dinero, y al menos de forma gráfica pareciera que los modelos sobre-explican la pérdida real. No sucede lo mismo con la opción fuera del dinero, la cual al menos de forma gráfica pareciera que explica de forma acertada la pérdida real.



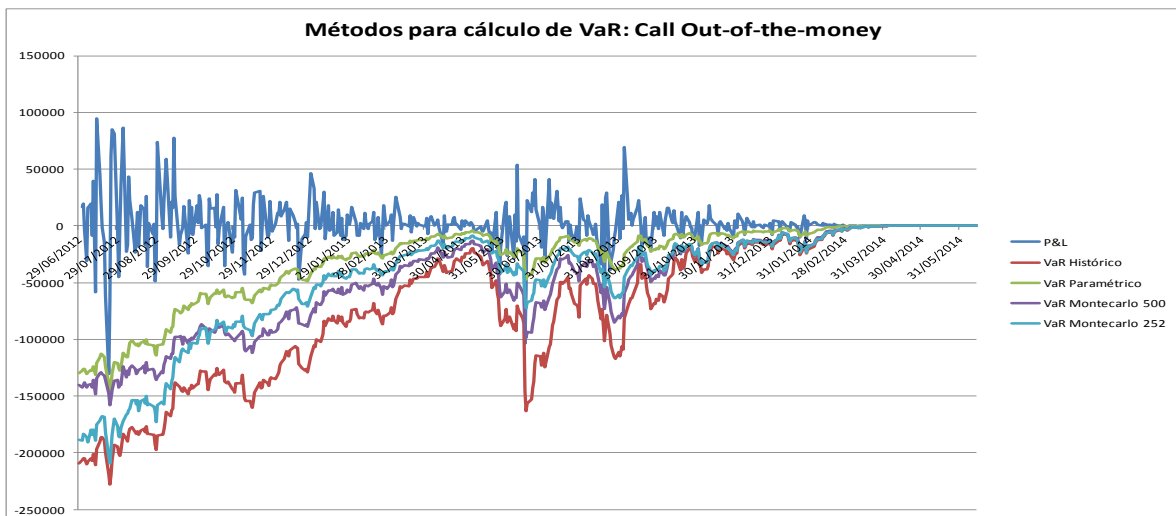
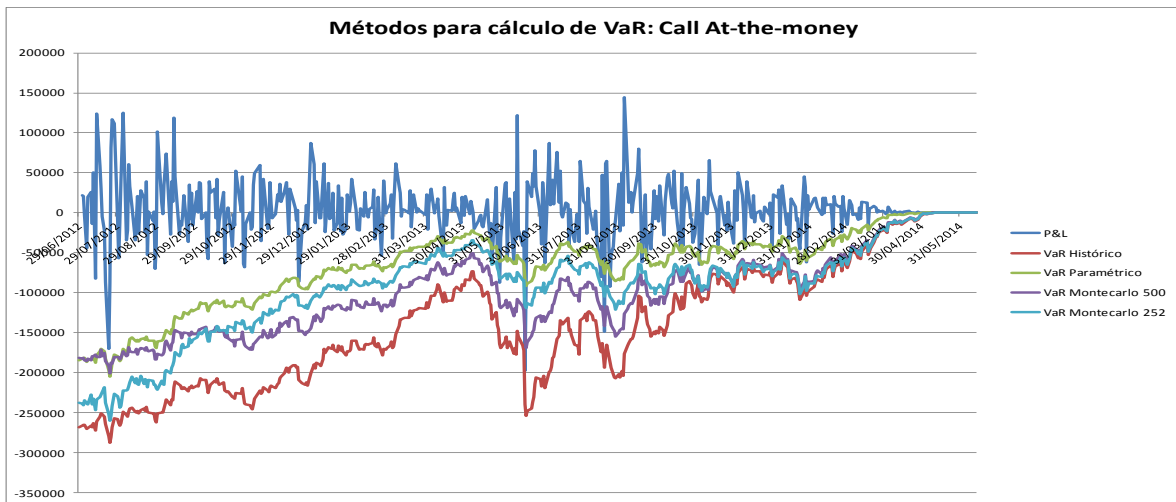
## 5.2 Opciones cortas

Cuando una institución financiera tiene una posición corta sobre una opción, tiene un mayor riesgo que si mantiene una posición larga. Mientras que la pérdida máxima de una

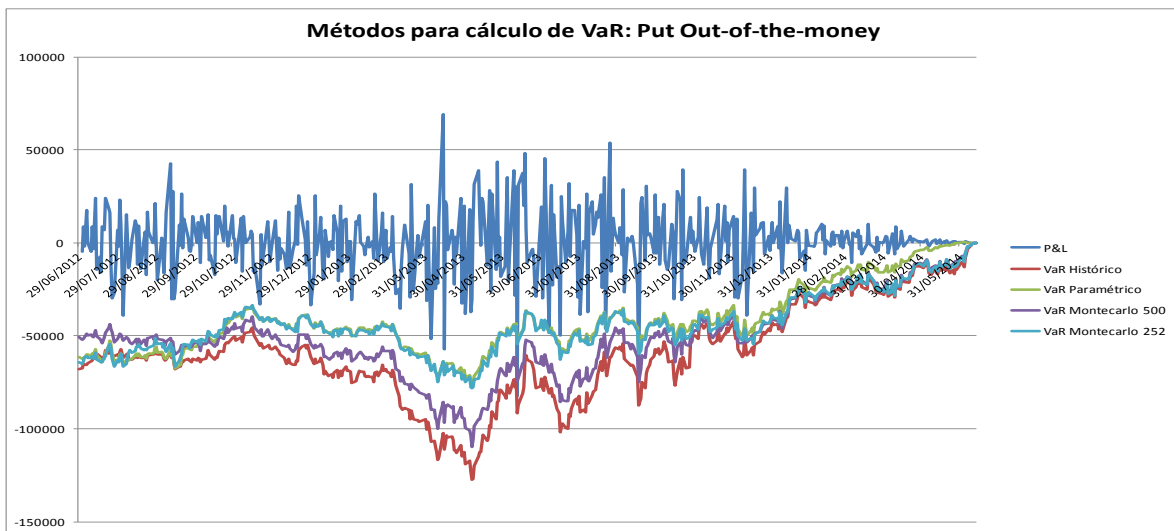
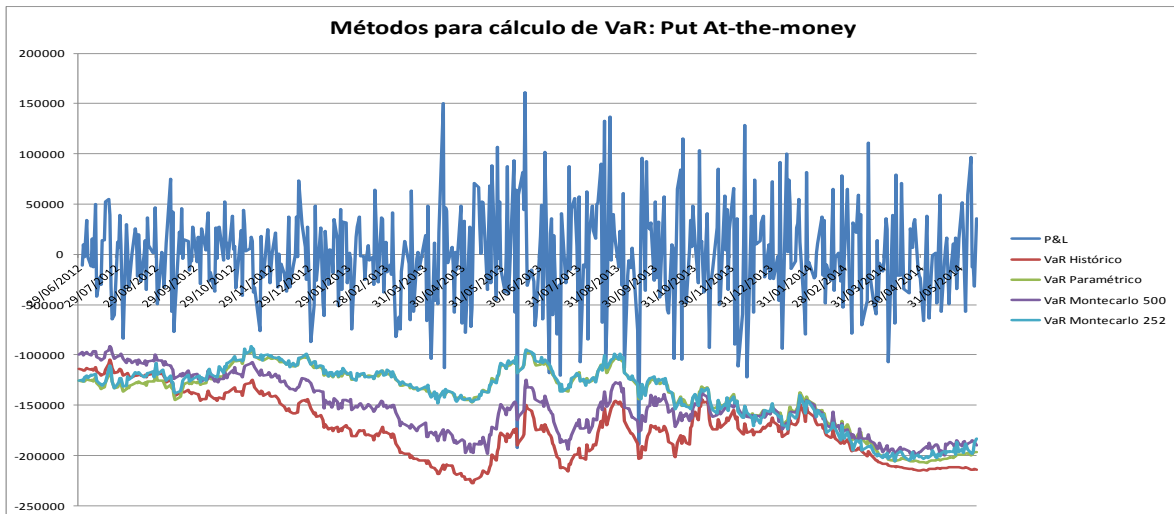
opción larga está representada por la prima pagada, la pérdida que puede experimentar una opción corta no se encuentra limitada. Con la finalidad de tener una conclusión categórica, lo anterior nos lleva a realizar un análisis adicional para este tipo de opciones.

A continuación se exponen los resultados de este análisis, se consideran las mismas opciones que en el caso anterior, únicamente que en este caso se consideran posiciones cortas en lugar de largas.

### Opciones Call



## Opciones Put



De forma gráfica, aparentemente los modelos se desempeñan mejor si se trata de opciones Put.

No obstante los resultados anteriores, es necesario corroborar el desempeño de los modelos. Para ello recurrimos a pruebas del tipo *Backtesting*. En particular dos de ellas: la prueba del cociente de fallas (Jorion, 2007) y la prueba de Kupiec (Jorion, 2007).

### 5.3 Prueba del Cociente de Fallas

La prueba del cociente de fallas consiste en contabilizar las excepciones que presenta el modelo durante el periodo de análisis; una excepción se define como la ocasión en la que la pérdida observada en el valor de la opción superó a la pérdida esperada (VaR); a un mayor número de excepciones se esperaría tener un modelo que explica en menor medida la pérdida real.

Con la finalidad de tener una prueba confiable, esta prueba se realiza exactamente 253 días después de que iniciaron los instrumentos, es decir, con datos al 2 de julio de 2013, lo anterior con la finalidad de emplear 252 cálculos de VaR y compararlos contra 252 pérdidas reales observadas. A continuación las excepciones que presenta cada modelo.<sup>13</sup>

<b>Excepciones por modelo</b>	<b>Histórico</b>	<b>Paramétrico</b>	<b>Montecarlo 252</b>	<b>Montecarlo 500</b>
Call at-the-money	4	15	9	5
Put at-the-money	1	4	5	3
Call out-the-money	14	34	15	12
Put out-of-the-money	3	4	9	5

Estos resultados muestran de manera preliminar que los modelos de VaR propuestos tienen dificultades para estimar las pérdidas asociadas a un Call fuera del dinero, y adicionalmente, que los modelos Histórico y Monte Carlo considerando 500 escenarios muestran el mejor desempeño.

La prueba del cociente de fallas se basa en determinar un cociente que se comporta como una distribución Normal estándar:

<sup>13</sup> Es importante señalar que para el modelo Monte Carlo se consideraron dos bases para generar la matriz de varianzas y covarianzas, una considerando 253 datos históricos, y la otra con 501 datos.

$$z = \frac{x - pT}{\sqrt{p(1-p)T}} \approx N(0,1)$$

Donde,

- $x$ : número de excepciones
- $p$ : nivel de significancia
- $T$ : número de observaciones

Para esta prueba se considera un nivel de significancia de 0.01, o un nivel del 99% de confianza. La hipótesis nula de que el modelo está correctamente calibrado se rechazará si el valor 2.58 asociado a la distribución Normal es superado por el valor absoluto del cociente expuesto. A continuación los cocientes obtenidos mediante el análisis:

### 5.3.1 Opciones Largas

<b>Cociente de fallas</b>				
	<b>Histórico</b>	<b>Paramétrico</b>	<b>Montecarlo 252</b>	<b>Montecarlo 500</b>
Call at-the-money	0.94	7.90	4.10	1.57
Put at-the-money	0.96	0.94	1.57	0.30
Call out-the-money	7.27	19.93	7.90	6.00
Put out-of-the-money	0.30	0.94	4.10	1.57

Algunos de estos cocientes resultan ser mayores que el valor asociado de la distribución Normal, para fines ilustrativos las conclusiones de la prueba de hipótesis serían las siguientes:

<b>¿Modelo aceptable?</b>				
	<b>Histórico</b>	<b>Paramétrico</b>	<b>Montecarlo 252</b>	<b>Montecarlo 500</b>
Call at-the-money	Sí	No	No	Sí
Put at-the-money	Sí	Sí	Sí	Sí
Call out-the-money	No	No	No	No
Put out-of-the-money	Sí	Sí	No	Sí

Podemos observar que los modelos Histórico y Monte Carlo considerando 500 observaciones constituyen los modelos que mejor se desempeñan en pronosticar la pérdida esperada de las opciones. De igual forma, los resultados indican que el modelo Paramétrico resulta ser eficiente únicamente si se trata de un Put.

Los resultados mostrados nos hacen apostar nuestra atención en dos puntos:

1. El desempeño de los modelos cuando se trata de un Call fuera del dinero resulta ser deficiente al pronosticar las pérdidas esperadas.
2. El modelo Monte Carlo es eficiente cuando se consideran 500 escenarios históricos y no cuando se considera sólo un año (252 observaciones) para la matriz de varianzas y covarianzas.

Algunos de los autores citados han señalado también que es importante considerar el vencimiento de los instrumentos, ya que se ha observado que el desempeño de los modelos se puede ver afectado si el instrumento se encuentra cerca de su vencimiento.

Considerando lo anterior, se realizó una prueba adicional del cociente de fallas, considerando una fecha cercana al vencimiento de las opciones. Se realizó la prueba al 31 de marzo de 2014, aproximadamente 90 días antes del vencimiento de los instrumentos y tomando de igual forma 252 datos. Los resultados fueron los siguientes:

<b>Excepciones por modelo</b>	<b>Histórico</b>	<b>Paramétrico</b>	<b>Montecarlo 252</b>	<b>Montecarlo 500</b>
Call at-the-money	1	3	2	1
Put at-the-money	1	2	2	1
Call out-the-money	1	7	2	1
Put out-of-the-money	2	2	2	1

### Cociente de fallas

	Histórico	Paramétrico	Montecarlo 252	Montecarlo 500
Call at-the-money	0.96	0.30	0.33	0.96
Put at-the-money	0.96	0.33	0.33	0.96
Call out-the-money	0.96	2.84	0.33	0.96
Put out-of-the-money	0.33	0.33	0.33	0.96

### ¿Modelo aceptable?

	Histórico	Paramétrico	Montecarlo 252	Montecarlo 500
Call at-the-money	Sí	Sí	Sí	Sí
Put at-the-money	Sí	Sí	Sí	Sí
Call out-the-money	Sí	No	Sí	Sí
Put out-of-the-money	Sí	Sí	Sí	Sí

Como se puede observar la conclusión cambia de forma radical respecto de los resultados obtenidos a una fecha anterior, notamos que sólo el modelo Paramétrico resulta no ser eficiente en pronosticar la pérdida de un Call fuera del dinero. El hecho que nos lleva a esta conclusión radica en que cerca del vencimiento, todas las opciones quedan *muy* fuera del dinero, siendo las pérdidas y ganancias prácticamente cero.

### 5.3.2 Opciones cortas

*Al 2 de julio de 2013:*

#### Excepciones por modelo

	Histórico	Paramétrico	Montecarlo 252	Montecarlo 500
Call at-the-money	0	12	4	1
Put at-the-money	1	4	4	2
Call out-the-money	0	22	3	1
Put out-of-the-money	0	4	4	1

#### Cociente de Fallas

	Histórico	Paramétrico	Montecarlo 252	Montecarlo 500
Call at-the-money	0.00	18.86	0.75	1.20
Put at-the-money	1.20	0.75	0.75	0.12
Call out-the-money	0.00	57.94	0.09	1.20
Put out-of-the-money	0.00	0.75	0.75	1.20

**¿Modelo aceptable?**

	Histórico	Paramétrico	Montecarlo 252	Montecarlo 500
Call at-the-money	Sí	No	Sí	Sí
Put at-the-money	Sí	Sí	Sí	Sí
Call out-the-money	Sí	No	Sí	Sí
Put out-of-the-money	Sí	Sí	Sí	Sí

*Al 31 de marzo de 2014:*

**Excepciones por modelo**

	Histórico	Paramétrico	Montecarlo 252	Montecarlo 500
Call at-the-money	0	6	1	1
Put at-the-money	1	1	1	1
Call out-the-money	0	9	2	1
Put out-of-the-money	0	1	1	1

**Cociente de Fallas**

	Histórico	Paramétrico	Montecarlo 252	Montecarlo 500
Call at-the-money	0.00	3.50	1.20	1.20
Put at-the-money	1.20	1.20	1.20	1.20
Call out-the-money	0.00	10.12	0.12	1.20
Put out-of-the-money	0.00	1.20	1.20	1.20

**¿Modelo aceptable?**

	Histórico	Paramétrico	Montecarlo 252	Montecarlo 500
Call at-the-money	Sí	Sí	Sí	Sí
Put at-the-money	Sí	Sí	Sí	Sí
Call out-the-money	Sí	No	Sí	Sí
Put out-of-the-money	Sí	Sí	Sí	Sí

Nuevamente observamos que resulta que el desempeño de los modelos mejora cuando se acerca el vencimiento de las opciones, siendo el modelo Paramétrico el que resulta ser no eficiente para opciones fuera del dinero.

En este caso, sólo la opción Put que inició dentro del dinero terminó dentro del dinero, y en todos los casos los resultados muestran que los modelos resultaron ser eficientes. En este caso particular gráficamente pareciera que existe sobreestimación de todos los modelos cerca del vencimiento del instrumento.

#### 5.4 Prueba de Kupiec

Como señala Jorion (2007), un administrador de riesgos debe enfrentar el reto de compensar el incurrir en los errores del tipo 1 y 2 en la estimación del riesgo de mercado. El error tipo 1 se define como rechazar el modelo cuando éste es correcto, mientras que el error tipo 2 se define como no rechazar un modelo cuando éste es incorrecto. Lo ideal de acuerdo a al autor, es minimizar el error tipo 1 y ejecutar una prueba que defina un error tipo 2 muy bajo, se diría que este escenario nos llevaría a tener una prueba “poderosa”.

Buscando lo anterior, Kupiec desarrolló una prueba basada en el siguiente indicador, el cual se distribuye asintóticamente (cuando T es grande) como una Chi-cuadrada con un grado de libertad:

$$LR_{UC} = -2\ln\left[(1-p)^{T-N} p^N\right] + 2\ln\left\{1 - (N/T)^{T-N} (N/T)^N\right\} \approx \chi_{(1)}^2$$

Los resultados de esta prueba se presentan a continuación, considerando los mismos tipos de opciones, las mismas fechas y un valor asociado a la distribución Chi-cuadrada de 6.64, que corresponde a una significancia del 1% (confianza de la prueba del 99%):

## 5.4.1 Opciones largas

Al 2 de julio de 2013:

### Excepciones por modelo

	Histórico	Paramétrico	Montecarlo 252	Montecarlo 500
Call at-the-money	4	15	9	5
Put at-the-money	1	4	5	3
Call out-the-money	14	34	15	12
Put out-of-the-money	3	4	9	5

### Kupiec

	Histórico	Paramétrico	Montecarlo 252	Montecarlo 500
Call at-the-money	0.75	29.19	10.12	1.92
Put at-the-money	1.20	0.75	1.92	0.09
Call out-the-money	25.59	118.13	29.19	18.86
Put out-of-the-money	0.09	0.75	10.12	1.92

### ¿Modelo aceptable?

	Histórico	Paramétrico	Montecarlo 252	Montecarlo 500
Call at-the-money	Sí	No	No	Sí
Put at-the-money	Sí	Sí	Sí	Sí
Call out-the-money	No	No	No	No
Put out-of-the-money	Sí	Sí	No	Sí

Claramente los resultados se mantienen respecto de los resultados obtenidos con la prueba del Cociente de Fallas, sin embargo, al 31 de marzo de 2014 se observó lo siguiente:

### Excepciones por modelo

	Histórico	Paramétrico	Montecarlo 252	Montecarlo 500
Call at-the-money	1	3	2	1
Put at-the-money	1	2	2	1
Call out-the-money	1	7	2	1
Put out-of-the-money	2	2	2	1

### Kupiec

	Histórico	Paramétrico	Montecarlo 252	Montecarlo 500
Call at-the-money	1.20	0.09	0.12	1.20
Put at-the-money	1.20	0.12	0.12	1.20
Call out-the-money	1.20	5.42	0.12	1.20
Put out-of-the-money	0.12	0.12	0.12	1.20

### ¿Modelo aceptable?

	Histórico	Paramétrico	Montecarlo 252	Montecarlo 500
Call at-the-money	Sí	Sí	Sí	Sí
Put at-the-money	Sí	Sí	Sí	Sí
Call out-the-money	Sí	Sí	Sí	Sí
Put out-of-the-money	Sí	Sí	Sí	Sí

De igual forma, los resultados se mantienen respecto de los obtenidos con la prueba del cociente de fallas, únicamente en el caso del modelo Paramétrico, para la opción fuera del dinero, muy probablemente habríamos cometido el error tipo 1 al aceptar los resultados de la prueba del Cociente de Fallas, ya que bajo esta última el modelo resulta ser ineficiente.

### 5.4.2 Opciones cortas

*Al 2 de julio de 2013:*

#### Excepciones por modelo

	Histórico	Paramétrico	Montecarlo 252	Montecarlo 500
Call at-the-money	0	12	4	1
Put at-the-money	1	4	4	2
Call out-the-money	0	22	3	1
Put out-of-the-money	0	4	4	1

### Kupiec

	Histórico	Paramétrico	Montecarlo 252	Montecarlo 500
Call at-the-money	0.00	18.86	0.75	1.20
Put at-the-money	1.20	0.75	0.75	0.12
Call out-the-money	0.00	57.94	0.09	1.20
Put out-of-the-money	0.00	0.75	0.75	1.20

**¿Modelo aceptable?**

	Histórico	Paramétrico	Montecarlo 252	Montecarlo 500
Call at-the-money	Sí	No	Sí	Sí
Put at-the-money	Sí	Sí	Sí	Sí
Call out-the-money	Sí	No	Sí	Sí
Put out-of-the-money	Sí	Sí	Sí	Sí

Al 31 de marzo de 2014:

**Excepciones por modelo**

	Histórico	Paramétrico	Montecarlo 252	Montecarlo 500
Call at-the-money	0	6	1	1
Put at-the-money	1	1	1	1
Call out-the-money	0	9	2	1
Put out-of-the-money	0	1	1	1

**Kupiec**

	Histórico	Paramétrico	Montecarlo 252	Montecarlo 500
Call at-the-money	0.00	3.50	1.20	1.20
Put at-the-money	1.20	1.20	1.20	1.20
Call out-the-money	0.00	10.12	0.12	1.20
Put out-of-the-money	0.00	1.20	1.20	1.20

**¿Modelo aceptable?**

	Histórico	Paramétrico	Montecarlo 252	Montecarlo 500
Call at-the-money	Sí	Sí	Sí	Sí
Put at-the-money	Sí	Sí	Sí	Sí
Call out-the-money	Sí	No	Sí	Sí
Put out-of-the-money	Sí	Sí	Sí	Sí

Se observa que los resultados de la prueba de Cociente de Fallas se mantienen, resultando al final no ser eficiente el modelo Paramétrico para opciones Call fuera del dinero.

## 6. Conclusiones

¿Es posible emplear los modelos de VaR de forma indistinta para estimar el riesgo de mercado asociado a opciones? El presente análisis muestra que los modelos de VaR se desempeñan mejor cuando las opciones se encuentran cerca de su vencimiento, más aún si las opciones se encuentran fuera del dinero. Esto último resulta lógico en el entendimiento de que el valor de la opción tiende a cero en este caso.

Es destacable el hecho de que los modelos de VaR que presentaron mejor desempeño son el modelo Monte Carlo que considera 500 observaciones y el modelo Histórico. De hecho, ambos modelos presentan un desempeño muy similar. Este resultado es muy novedoso pues estudios previos indican que para instrumentos de capital y de deuda, e incluso para opciones listadas, el modelo de VaR Monte Carlo resulta ser el modelo que presentaba un mejor. No obstante el presente análisis muestra que esta conclusión no necesariamente se mantiene sobre opciones del tipo OTC que tienen como subyacente el tipo de cambio MX/USD.

Por tal, el análisis sugiere que el modelo Simulación Histórica ofrece una ventaja significativa sobre el modelo Simulación Monte Carlo para estimar el riesgo de mercado asociado a opciones. Al ofrecer un desempeño similar, no pierde precisión. Además el modelo es ser mucho menos costoso en materia de recursos humanos, tecnológicos y sobre todo en tiempo.

Este resultado puede servir de argumento a las instituciones financieras a emplear el modelo Histórico por encima del modelo Monte Carlo para estimar el riesgo de mercado de las opciones.

Finalmente, como lo han demostrado otros autores para instrumentos no lineales, en el presente análisis se mantiene la conclusión de que el modelo Paramétrico no es el mejor modelo para estimar el riesgo de mercado asociado a estos instrumentos.

Asimismo, algunos estudios sugieren que modelos tipo GARCH o de valores extremos pueden resultar eficientes (incluso en mayor medida que el VaR) al estimar el riesgo de mercado asociado a instrumentos no lineales. Para futuras investigaciones podrían incluirse comparativos contra este tipo de modelos, aunque hay que considerar que su uso entre las instituciones financieras, al menos entre las mexicanas, no es común.<sup>14</sup>

---

<sup>14</sup> Ver bibliografía: Reportes financieros.

## 7. Bibliografía

Alexander, Carol. "Market Models". 2001. John Wiley & Sons Ltd.

Asigna, Compensación y Liquidación "Modelo de Marginación".

Banco de México. "Circular 4/2012 – Reglas para la realización de operaciones derivadas". 2012. Banco de México.

Bank for International Settlements, 2010. "Report on global foreign exchange market activity in 2010". Monetary and Economic Department.

Bank for International Settlements, 2013. "OTC derivatives statistics at end-June 2013". Monetary and Economic Department.

Bohdalová, Mária. "A comparison of Value-at-Risk methods for measurement of the financial risk". 2007. E-Leader.

Britten-Jones, Mark; Schaefer, Stephen M. "Non-Linear Value-at-Risk". 1999. Kluwer Academic Publishers.

Castellaci, Giuseppe; Siclari, Michael J. "The practice of Delta-Gamma VaR: Implementing the quadratic portfolio model". 2003. European Journal of Operational Research.

Comité de Supervisión Bancaria de Basilea. "Basilea 3: Marco regulador global para reforzar los bancos y sistemas bancarios". 2010. Banco de Pagos Internacionales.

Committee of Sponsoring Organizations of the Treadway Commission (COSO). "Internal Control – Integrated Framework". 2013. American Institute of Certified Public Accountants.

Driels, Morris; Shin, Youg. 2004. "Determining the number of iterations for Monte Carlo simulations of weapon effectiveness". Naval Postgraduate School.

El-Jahel, Lina; Perraudin, William; et al. "Value at Risk for Derivatives". 1999. Journal of Derivatives.

Giot, Pierre; Laurent, Sébastien. "Value-at-Risk for long and short trading positions". 2002.

Hull, John. "Options, Futures and other Derivatives". 2009. Pearson Prentice Hall.

International Swaps and Derivatives Association (ISDA). "2010 ISDA Operations Benchmarking Survey". 2010. ISDA, Inc.

J.P. Morgan/Reuters. "RiskMetrics – Technical Document". 1996. Morgan Guaranty Trust Company of New York.

Jorion, Philippe. 2007. "Value at Risk". Mc Graw Hill

Juárez Luna, David y Ramírez, José Carlos. 2005. "El supuesto de normalidad en el cálculo del Valor de Riesgo". Panorama Económico, No. 1, Vol. 1.

Kupiec, P. "Techniques for verifying the accuracy of risk measurement models. 1995. Journal of Derivatives.

Jorion, Phillippe. "How Informative Are Value-at-Risk Disclosures?". 2002. The Accounting Review.

Nieppola, Olli. "Backtesting Value-at-Risk Models", Master's Thesis in Economics. 2009. Helsinki School of Economics.

Pritsker, Matthew. "Evaluating Value at Risk Methodologies: Accuracy versus Computational Time". 1996. The Wharton School.

*Reportes financieros:*

HSBC México, S.A. de C.V., Institución de Banca Múltiple, Grupo Financiero HSBC y Subsidiarias. Informe de los Auditores Independientes, KPMG Cárdenas Dosal, S.C. 2013. Pág 110. Metodología de VaR: Simulación Histórica.

Grupo Financiero Banamex, S.A. de C.V., Sociedad Controladora Filial y subsidiarias. Informe de los Auditores Independientes, KPMG Cárdenas Dosal, S.C. 2013. Pág 110. Metodología de VaR: Paramétrico.

BBVA Bancomer, S.A, Institución de Banca Múltiple, Grupo Financiero BBVA Bancomer. Informe de los auditores independientes y estados financieros consolidados 2013 y 2012. Deloitte, Galaz, Yamazaki, Ruiz Urquiza, S.C. Pág. 82. Metodología de VaR: Simulación Monte Carlo

Grupo Financiero Santander México, S.A.B. de C.V. y Subsidiarias. Informe de los auditores independientes y estados financieros consolidados 2013 y 2012. Deloitte, Galaz, Yamazaki, Ruiz Urquiza, S.C. Pág. 132. Metodología de VaR: Simulación Histórica

Grupo Financiero Scotiabank Inverlat, S.A. de C.V., Sociedad Controladora Filial y Subsidiarias. Informe de los Auditores Independientes, KPMG Cárdenas Dosal, S.C. 2013. Pág 110. Metodología de VaR: Simulación Histórica.