

Valor en riesgo anual de los mercados accionarios de México y Estados Unidos: VaR tradicional vs VaR cópulas elípticas

Yearly Value at Risk of the Mexican and USA Stock Markets: Traditional VaR vs Elliptic Copulas VaR

Christian Bucio
Raúl De Jesús
Alejandra Cabello

Fecha de recepción: 27 de enero de 2016
Fecha de aceptación: 26 de febrero de 2016

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

Facultad de Economía,
Universidad Autónoma del Estado de México,
Toluca, Estado de México, México
rjg2005mx@yahoo.com.mx

Programa de Posgrado en Ciencias de la Administración,
Facultad de Contaduría y Administración
Universidad Nacional Autónoma de México,
Cd. de México, México,
acr2001mx@yahoo.com.mx

RESUMEN

Los vínculos económico financieros entre países vecinos son indiscutibles, en este sentido, es de primordial importancia analizar los riesgos implícitos para una mejor toma de decisiones. En la presente investigación el riesgo se mide mediante las pérdidas potenciales del Valor en Riesgo (VaR) entre los mercados accionarios de México y Estados Unidos. Se utilizan diversas metodologías tradicionales del VaR: VaR Delta-Normal, VaR Simulación Histórica, y VaR Simulación Monte Carlo; a su vez, se contrastan con la metodología del VaR Cópulas Elípticas, que dadas sus características, estima de manera más precisa los eventos extremos inherentes de los rendimientos de los precios de los mercados accionarios. El período de análisis comprende 40 años (1975-2014) de series de tiempo diarias, las cuales son segmentadas para su análisis en periodos anuales. La muestra de estudio de los mercados accionarios comprende a los índices bursátiles de México (IPC) y Estados Unidos (S&P 500). La evidencia empírica identifica cómo varían, a través del tiempo, los patrones de pérdidas potenciales entre los mercados accionarios bajo análisis. Asimismo, comprueba la precisión y robustez de la medición del VaR mediante la metodología de cópula, la cual está dirigida a capturar la no linealidad y por ende a no subestimar las pérdidas.

Clasificación JEL: C02, C15, C52, G11, G15.

Palabras Clave: Valor en Riesgo, mercados de capitales, cópulas.

ABSTRACT

Economical and financial links between neighboring countries are undeniable, in this sense, it is of paramount importance to analyze the implied risks to improve the decision making process. In this research risk is measured through the potential loss of Value-at-Risk (VaR) between Mexican and USA stock markets. Different traditional VaR methodologies are used, such as Delta-Normal VaR, Historical Simulation VaR, and Monte Carlo Simulation VaR, these in turn are verified against the Elliptic Copulas VaR methodology, which estimates more accurately inherent extreme events of the stock market prices returns. The analysis considers daily time series data during 40 years, from 1975 to 2014; these are divided into segments to carry out a yearly analysis. The stock markets sample includes the Mexican (IPC) and USA (S&P 500) stock indexes. The empirical evidence identifies the variation over time of potential losses patterns of the stock markets being analyzed. Additionally, it verifies the precision and robustness of VaR measurement through the copula methodology which aims to capture the non-linearity and therefore avoids the underestimation of the losses.

JEL Classification: C02, C15, C52, G11, G15.

Keywords: Value at Risk, Stock Markets, Copulas.

Introducción

La creciente globalización económico financiera ha conllevado a que se creen diversos bloques económico financieros no sólo regionales sino que también bloques entre países relativamente distantes; en lo que respecta a los bloques regionales estos se caracterizan por relacionar países que comparten fronteras. Se puede afirmar que los vínculos económico financieros entre países vecinos se han incrementado a través de la globalización. Estos vínculos económico financieros involucran diversos riesgos, por ende es de primordial importancia analizar los riesgos para una mejor toma de decisiones.

La administración de riesgos es esencial para un proceso de toma de decisiones consciente, ya sea que el tomador de riesgos pertenezca a una institución financiera, del sector público o del sector privado. La administración de riesgos tiene como principal encomienda evitar pérdidas económicas inaceptables; particularmente analizando y ponderando los riesgos con la finalidad de mejorar el desempeño económico financiero. Es necesario aplicar una distribución óptima del riesgo para de este modo lograr una asignación más eficiente del capital y en este sentido obtener inversiones más productivas que en consecuencia impulsen el crecimiento económico financiero.

El Valor en Riesgo es una de las herramientas más empleadas para la medición de riesgo. La principal razón de su popularidad es la sencillez y versatilidad al aplicarse a todas las posiciones de riesgo o carteras de inversión en cualquier nivel de una institución financiera, del sector público o del sector privado. Jorion (2007) y Crouhy, Galai y Mark (2001) definen el valor en riesgo (VaR) como la pérdida máxima esperada (o peor pérdida) a lo largo de un horizonte de tiempo objetivo en un intervalo de confianza dado.

El análisis del riesgo en esta investigación se mide mediante las pérdidas potenciales obtenidas a través del Valor en Riesgo (VaR) entre los mercados accionarios de México y Estados Unidos, la muestra de estudio de los mercados accionarios comprende a sus principales índices bursátiles: IPC de México y S&P 500 de Estados Unidos. La estimación del VaR es realizada con ponderaciones iguales (ponderación naive) entre estos dos mercados y mediante varias metodologías: VaR Simulación Histórica, VaR Delta-Normal,

VaR Simulación Monte Carlo y VaR Cópulas Elípticas. El período de análisis comprende 40 años (1975-2014) de series de tiempo diarias, las cuales son segmentadas en períodos anuales. El objetivo de este trabajo es identificar los patrones de pérdidas potenciales entre los mercados accionarios bajo análisis, y discernir cual o cuales metodologías del VaR son más precisas.

El trabajo está estructurado de la siguiente manera: primeramente se hace una revisión de la literatura mencionando trabajos seminales y recientes, en la siguiente sección se presenta el marco teórico, definiendo las diferentes metodologías utilizadas para el cálculo del VaR así como la metodología empleada para validar las estimaciones obtenidas; en la penúltima sección se discuten los resultados; y finalmente se presentan las conclusiones.

1. Revisión de la literatura

En la actualidad existe un sinnúmero de estudios que analizan el VaR; hay estudios que analizan mercados locales (activos del mismo país) y estudios de VaR de mercados internacionales; asimismo hay estudios que investigan la interrelación de activos locales con activos internacionales. Con el avance tecnológico y metodológico los estudios de VaR que logran capturar de mejor manera el comportamiento del mercado son cada vez más difundidos y usados por los administradores de riesgos. Por la pertinencia de esta investigación nombramos sólo algunos.

Reyes y Ortiz (2013) analizan el VaR de los mercados accionarios del TLCAN, dicho análisis del VaR es realizado mediante un modelo multivariado de la familia GARCH. En Benavides (2007) se realiza un análisis de VaR con futuros sobre tasas de interés mexicanas utilizando modelos GARCH. López *et al.* (2012) analizan el VaR de la bolsa mexicana de valores complementando el análisis del VaR a través de econometría fraccional para determinar memoria larga en los mercados del TLCAN.

Por su parte De Jesús y Ortiz (2013) analizan el efecto de la volatilidad y los rendimientos del peso y la bolsa mexicana a través de la implementación del VaR de valores extremos, y Aguirre *et al.* (2013) estiman el VaR de la bolsa mexicana también a través de la teoría de valores extremos pero con implementaciones de diversos modelos de la familia GARCH.

En Cortez *et al.* (2009) se analiza el VaR paramétrico de un portafolio compuesto por los tipos de cambio de México y Argentina seccionando el análisis en época de crisis y en época de estabilidad cambiaría.

Respecto al análisis de riesgo vía la implementación del Valor en Riesgo con cópulas, Torres y Olarte (2009) analizan esta aplicación del VaR con cópulas elípticas y arquimedianas. Embrechts, *et al.* (2005) aplican el método de cópula para crear diversos escenarios de valor en riesgo para el peor de los casos. Rank (2007) muestra la fiabilidad del uso de cópulas en uno de los dos métodos principales de la valuación del VaR, el método de Monte Carlo.

Cabe recalcar que estos estudios analizan el caso de los mercados financieros desarrollados; los estudios con cópulas sobre mercados emergentes son escasos. Debe, no obstante resaltarse las investigaciones de Ozun y Cifter (2007), y Hotta, *et al.* (2008) quienes utilizan a la teoría de cópulas en la valuación del VaR de portafolios de mercados emergentes de Latinoamérica; y Bucio y Ortiz (2013) analizan dependencia y VaR entre mercados accionarios desarrollados y emergentes del continente americano.

2. Metodología

Valor en Riesgo

El Valor en Riesgo (Value at Risk, VaR; por sus siglas en inglés) es un concepto desarrollado en el ámbito financiero de la administración de riesgos. El Valor en Riesgo (o en otras palabras, valoración del riesgo), proviene de la necesidad de cuantificar con un determinado nivel de significancia o incertidumbre el monto o porcentaje de pérdida que un portafolio enfrentará en un período predefinido de tiempo (Jorion 2007, Penza y Bansal 2001, Best 1998, y Dowd 1998).

El VaR es una medida de riesgo de mercado creada por JP Morgan y recomendada en la medición de riesgos por el Comité de Basilea.¹ La principal característica del porqué el VaR se ha convertido en la metodología estándar en la medición del riesgo de mercado, es su aparentemente fácil implementación, flexibilidad y sencilla lectura.

Sin embargo, el VaR es un concepto controvertido, debido principalmente a los diversos métodos utilizados en la obtención de su estimación, los valores divergentes así obtenidos y el temor de que la administración de riesgos esté en algunos casos basada en gran medida en la estimación del VaR; teniendo por ende poca consideración para otros tipos de riesgos. Lo ideal sería que el VaR exprese con precisión la exposición al riesgo, sin embargo, la complejidad e inestabilidad de los mercados hace que sean ne-

¹ Basel Committee on Banking Supervision, Basel I, Basel II and Basel III, www.bis.org

cesarios modelos refinados que logren capturar las características de los mercados.

El concepto de VaR incorpora tres factores:

1. Un horizonte temporal dado. Es decir, un administrador de riesgos podría estar preocupado por las posibles pérdidas ya sea para un día, una semana, etcétera.
2. El VaR está asociado a una probabilidad. El VaR representa la posible pérdida durante un período determinado de tiempo con una determinada probabilidad.
3. El monto de dinero invertido.

En síntesis, la definición de VaR es la siguiente:

Valor en Riesgo.- El VaR resume la pérdida máxima esperada "o peor pérdida" a lo largo de un horizonte de tiempo objetivo dentro de un intervalo de confianza establecido.

En esencia el VaR no es más que una cifra, expresada en unidades monetarias (o términos porcentuales), que indica la máxima pérdida esperada para un horizonte temporal y nivel de confianza determinado. Dicha cifra tiene la característica de que puede ser especificada mediante diversas metodologías, es por ende que no sólo es necesario especificar los parámetros referidos sino también el método de estimación empleado en su cálculo.

Para el cálculo del VaR, previamente se requiere modelar los rendimientos del portafolio y hallar la distribución de pérdidas que los describe, tradicionalmente y por simplicidad se han supuesto rendimientos normalmente distribuidos, pero la evidencia empírica muestra que éstos no se comportan así. De este modo es que se han creado modelos más refinados para medir de una mejor manera las pérdidas de portafolio.

Las metodologías tradicionales de estimación del VaR aprobadas por el Comité de Basilea son: VaR Paramétrico, VaR Histórico y VaR Monte Carlo con un nivel de confianza de 95% y más restrictivamente de 99% tomando en cuenta series de datos diarias de por lo menos un año.

En este trabajo se pondrá énfasis por ende en las metodologías de VaR especificadas por el Comité de Basilea, que asimismo son las metodologías con mayor popularidad en el entorno económico financiero: el modelo delta-normal (modelo de VaR paramétrico), el modelo de simulación histórica (modelo de VaR Histórico) y el modelo de simulación Monte Carlo (modelo de

VaR Monte Carlo). Posteriormente se contrastarán estas metodologías tradicionales contra el modelo de VaR con cópulas elípticas, el cual es un modelo perfeccionado de VaR Monte Carlo que incluye la metodología de cópulas.

VaR Delta-Normal

J.P. Morgan en el año de 1994 mediante su destacada metodología llamada RiskMetrics introduce lo que se conoce como el método de valor en riesgo delta-normal. Esta metodología está fundamentada en la teoría de portafolio de Markowitz (1952, 1959) de varianza-covarianza.

La metodología delta-normal dada su fácil implementación es la más usual en el entorno financiero, este método está basado en el supuesto de normalidad de los datos, es decir para su cálculo se supone que los precios o rendimientos de los activos financieros son independientes e idénticamente distribuidos, suponiendo que se distribuyen de manera normal (gaussiana). Al suponer linealidad se sobre entiende que las volatilidades y correlaciones son estables a través del horizonte temporal pactado.

El valor en riesgo delta-normal se determina,

$$VaR = Z_c \sqrt{w^T \Sigma w} * \sqrt{\Delta t} \quad (1)$$

donde

Z_c = Nivel de significancia (valor critico) asociado a la distribución normal.

w = Vector de posiciones de los activos.

w^T = Transpuesta de w .

Σ = Matriz de varianza-covarianza del activo o portafolio de activos.

Δt = Horizonte temporal.

La semejanza hacia la distribución normal hace que el mecanismo de medir las pérdidas de portafolio sea más fácil, ya que sólo se necesita estimar el valor del percentil previamente escogido. Cabe resaltar que los cambios en el portafolio pueden interpretarse, ya sea como pérdidas, o como ganancias dependiendo si se mantiene una posición larga o corta, esto es de qué lado de la distribución sé este ubicado. Para el caso del VaR es común ubicarse del lado izquierdo de la distribución, i.e., en el lado de las pérdidas.

VaR de simulación histórica

Los modelos VaR de simulación tienen propiedades más atractivas que el modelo VaR delta-normal, la propiedad más significativa de estos modelos es que no se asume ningún supuesto sobre la estructura de la distribución de probabilidad de los rendimientos de los activos.

El modelo VaR de simulación histórica consiste en generar escenarios de los factores de riesgo (activos financieros) mediante la información observada en un período determinado. En la actualidad existen diversas metodologías para el VaR de simulación histórica, son semejantes en su mecanismo de implementación, y la evidencia empírica ha comprobado que llevan a resultados similares, De Lara (2009).

El algoritmo de la simulación histórica utilizado en esta investigación es:

- i) Recopilación de los datos de los activos que conformaran el portafolio.

$$P_k = \begin{bmatrix} P_0 \\ P_1 \\ \vdots \\ P_n \end{bmatrix} \quad (2)$$

donde P_k es el vector de precios de los activos (o vector de factor de riesgo).

- ii) Mediante el vector de precios se obtiene el vector de rendimientos,

$$R_k = \begin{bmatrix} \ln \frac{P_1}{P_0} \\ \ln \frac{P_2}{P_1} \\ \vdots \\ \ln \frac{P_n}{P_{n-1}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_1 \\ R_2 \\ \vdots \\ R_n \end{bmatrix} \quad (3)$$

donde R_k es el vector de los rendimientos de los precios de los activos.

- iii) Se obtiene el último precio y se fija como semilla, P_n . Mediante el precio último se simulan nuevos precios, P_k^* . El precio semilla se multiplica por el exponencial de cada uno de los rendimientos y de esta manera se obtiene una nueva serie de datos, i.e.,

$$P_k^* = \begin{bmatrix} P_n^* e^{R_1} \\ P_n^* e^{R_2} \\ \vdots \\ P_n^* e^{R_n} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} P_1^* \\ P_2^* \\ \vdots \\ P_n^* \end{bmatrix} \quad (4)$$

donde P_k^* es el vector de precios simulados de los activos.

- iv) Para obtener el vector de pérdidas y ganancias se requieren tres pasos. Primeramente se toma el valor de la posición inicial, (si es que se tiene un portafolio de un activo) o posiciones iniciales, (si es que se tiene un portafolio comprendido por más de un activo). Se obtiene el vector de precios y ponderaciones, para ello se realiza el cociente entre el valor de la posición inicial y el precio último, y se multiplica por cada uno de los precios simulados. Si se tiene un portafolio de más de un activo para llegar al vector de precios y ponderaciones se hace la suma de cada uno de los cocientes de las posiciones iniciales con sus respectivos precios últimos, multiplicadas por sus correspondientes precios simulados.

$$v_k = \begin{bmatrix} \frac{W}{P_n} * P_1^* \\ \frac{W}{P_n} * P_2^* \\ \vdots \\ \frac{W}{P_n} * P_n^* \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} v_1 \\ v_2 \\ \vdots \\ v_n \end{bmatrix} \quad (5)$$

donde v_k es el vector de precios y ponderaciones simulados de los activos.

- v) El segundo paso a seguir en la obtención del vector de pérdidas y ganancias, es obtener el residuo entre el vector de precios y ponderaciones y el valor de posición inicial, o valores de posición inicial para el caso de más un activo. Para el caso de más de un activo se hace la suma de los residuos de los vectores de precios y ponderaciones versus sus respectivos valores de posición inicial, para así obtener un vector de pérdidas y ganancias conjunto.

$$V_k = \begin{bmatrix} v_1 - W \\ v_2 - W \\ \vdots \\ v_n - W \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} V_1 \\ V_2 \\ \vdots \\ V_n \end{bmatrix} \quad (6)$$

donde V_k es el vector de pérdidas y ganancias simulados de los activos, sin orden.

vi) Finalmente, los valores del vector de pérdidas y ganancias sin orden V_k son ordenados de manera ascendente, dando como resultado la simulación del vector de pérdidas y ganancias V_k^* . Mediante el vector de pérdidas y ganancias V_k^* se hace el cálculo del valor en riesgo; en otras palabras, la estimación del VaR se obtiene a través del percentil $c\%$ del vector de pérdidas y ganancias.

VaR de simulación Monte Carlo

La simulación Monte Carlo data del año 1942 y está basada en la utilización de números aleatorios para crear escenarios futuros. La simulación de escenarios consiste en crear una secuencia de valores que conjuntamente formen una trayectoria de la variable de interés (variable a analizar), i.e., la trayectoria se forma mediante la simulación de escenarios que es vista a través de un amplio rango de situaciones posibles.

En lo que respecta al VaR, la simulación Monte Carlo sirve para simular escenarios sobre el probable valor de un portafolio en una fecha específica, en otras palabras, el valor del VaR es el que se obtiene mediante la distribución de valores del portafolio simulado. Esta metodología no toma en cuenta linealidad; incorpora variaciones a través del tiempo, i.e., volatilidad; captura colas amplias y valores extremos.

La implementación de la metodología del VaR de simulación Monte Carlo es la siguiente:

1) Primeramente se necesita seleccionar un modelo estocástico que describa el comportamiento de los precios (factores de riesgo) y especificar los parámetros que intervienen. El modelo más común en la literatura económico-financiera y el que utilizaremos en este trabajo, es el movimiento browniano geométrico,

$$dS_t = \mu_t S_t dt + \sigma_t S_t dz_t \quad (7)$$

donde, S_t representa el precio del activo financiero, dz_t es una variable aleatoria distribuida normalmente con media cero y varianza dt ; y los parámetros μ_t y σ_t representan a la tendencia instantánea y la volatilidad en el

momento t , por simplicidad se asumen en adelante que estos parámetros son constantes.

Para la simulación de las trayectorias, es necesario previamente encontrar la solución única de la anterior ecuación estocástica, la cual puede expresarse como,

$$S_t = S_{t-1} \exp(\mu dt + \sigma dz_t) \quad (8)$$

Esta última ecuación, caracteriza movimientos infinitesimales en el precio del activo financiero. Por cuestiones prácticas esta última ecuación se transforma a términos discretos, teniendo un intervalo de tiempo pequeño Δt , que comprende el momento actual t y el momento objetivo T . La transformación queda,

$$S_t = S_{t-1} \exp(\mu \Delta t + \sigma \varepsilon_t \sqrt{\Delta t}) \quad (9)$$

donde, ε_t es ruido blanco, i.e., es una variable aleatoria distribuida normalmente con media cero y varianza 1.

II) Como segundo paso, se necesita generar una sucesión de números aleatorios $\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_t$ para simular la trayectoria de precios. De este modo, el conjunto de precios simulados a través del horizonte objetivo es,

$$\begin{aligned} S_t &= S_{t-1} \exp(\mu \Delta t + \sigma \varepsilon_1 \sqrt{\Delta t}) \\ S_{t+1} &= S_t \exp(\mu \Delta t + \sigma \varepsilon_2 \sqrt{\Delta t}) \\ S_{t+2} &= S_{t+1} \exp(\mu \Delta t + \sigma \varepsilon_3 \sqrt{\Delta t}) \\ &\vdots \\ S_{t+n} &= S_{t+n-1} \exp(\mu \Delta t + \sigma \varepsilon_n \sqrt{\Delta t}) \end{aligned} \quad (10)$$

Ampliando la metodología anterior, para el caso de un portafolio con más de un activo se requiere de lo siguiente:

i) Inicialmente se necesita descomponer la matriz de varianza-covarianza del precio de los activos, para ello se lleva a cabo el mecanismo de descomposición de Cholesky. Mediante la descomposición de Cholesky se obtiene la matriz A , la cual cumple la obtención de una matriz triangular inferior, i.e.,

$$\Sigma = AA^T \quad (11)$$

donde A representa una matriz triangular cuadrada de dimensión $n \times n$.

- ii) A continuación, se crea un vector de dimensión $n \times 1$ de números aleatorios, $\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n$, con media cero y varianza 1. Para el caso específico de esta investigación se generan 100,000 números aleatorios.
- iii) Paso siguiente, se genera un conjunto de rendimientos que se distribuya de manera normal,

$$Y = A^T \varepsilon \quad (12)$$

donde Y representa un vector de dimensión $n \times 1$, de variables normales transformadas.

- iv) A continuación, se generan los precios que se distribuyen de manera log-normal,

$$Z = S_t e^Y \quad (13)$$

donde S_t representa el vector de dimensión $n \times 1$, de los precios futuros esperados.

- v) Una vez obtenido el vector de precios Z , este se utiliza para crear el vector de pérdidas y ganancias V_k , mediante $V_k = Z - W$, donde W es la posición total del portafolio.
- vi) Y como en el caso de la simulación histórica; los valores del vector de pérdidas y ganancias sin orden V_k son ordenados de manera ascendente, dando como resultado la simulación del vector de pérdidas y ganancias V_k^* . Y finalmente, mediante el vector de pérdidas y ganancias V_k^* se hace el cálculo del valor en riesgo; en otras palabras, la estimación del VaR se obtiene a través del percentil $c\%$ del vector de pérdidas y ganancias.

Valor en Riesgo con cópulas

En los últimos años, se ha tenido un gran auge en investigaciones e implementaciones para el cálculo del VaR utilizando cópulas,² determinando la estructura de dependencia del portafolio y de los activos riesgosos que lo conforman, sin partir de supuestos sobre sus distribuciones y con la esperanza de estimar las colas gruesas de estas distribuciones, obteniendo resultados más realistas y evitando así la sobrestimación o subestimación del valor en riesgo del portafolio.

Siguiendo a Romano (2002), Rank (2007), Fantazzini (2008), y Bucio y Ortiz (2013) en este trabajo se hace el uso de la estimación del VaR vía Monte Carlo con una adaptación a la teoría de cópulas.

Inicialmente se tiene que encontrar la función distribución conjunta más adecuada, i.e., la que mejor describa los datos. Esto se hace seleccionando las funciones de distribución marginales específicas para los rendimientos de riesgo individual y una función cópula para unir las marginales en una sola función de distribución conjunta.

Sean x_t y y_t los log-rendimientos de los activos en el tiempo t , y sea $\beta \in (0,1)$ el peso de la asignación, por tanto el rendimiento del portafolio está dado por

$$z_t = \beta x_t + (1 - \beta)y_t \quad (14)$$

La función de distribución condicional conjunta estimada en el tiempo $t-1$ está dada como,

$$H_t(x, y | \Phi_{t-1}) = C_t(F_t(x | \Phi_{t-1}), G_t(y | \Phi_{t-1}) | \Phi_{t-1}) \quad (15)$$

de este modo, la función de densidad está dada como,

$$h_t(x, y | \Phi_{t-1}) = c_t(F_t(x | \Phi_{t-1}), G_t(y | \Phi_{t-1}) | \Phi_{t-1}) \quad (16)$$

Los pasos detallados del procedimiento para la estimación de los p -ésimos niveles de confianza del VaR-Cópula durante un período de tenencia de un día son los siguientes:

² Para un estudio a detalle de la teoría de cópulas véase, Nelsen (2006) y Cherubini et al. (2004).

1. Sea un portafolio de dos activos z , el cual contiene una posición para cada uno de los dos factores de riesgo (o activos), cuyo valor en el tiempo $t - 1$ es:

$$P_{z,t-1} = P_{x,t-1} + P_{y,t-1} \quad (17)$$

donde $P_{x,t-1}$ y $P_{y,t-1}$ son los precios de mercado de los dos activos en el tiempo $t - 1$.

2. Simular $j = 100,000$ escenarios Monte Carlo para cada log-rendimiento de los activos, $\{x_{j,t}, y_{j,t}\}$, sobre el horizonte temporal $[t - 1, t]$, usando la función de distribución condicional conjunta.

- a) En primer lugar, se tienen que simular j variables aleatorias $(u_{j,x}, v_{j,y})'$ de la cópula $C_t(\cdot)$.
- i) Si se emplea una cópula normal 2-dimensional, se tiene el siguiente algoritmo:
 - Encontrar mediante la descomposición de Cholesky A a la matriz de correlación Σ , i.e.,

$$\begin{bmatrix} 1 & \hat{\rho}_t \\ \hat{\rho}_t & 1 \end{bmatrix}$$

donde $\hat{\rho}_t$ es la correlación condicional pronosticada, estimada mediante la copula.

- Simular dos variables aleatorias independientes distribuidas normal estándar $z_j = (z_{j,1}, z_{j,2})'$.
 - Establecer el vector $b_j = Az_j$.
 - Determinar los componentes $(u_{j,x}, v_{j,y})' = (\Phi(b_{j,1}), \Phi(b_{j,2}))'$, donde $\Phi(\cdot)$ es la cdf normal estándar. El vector $(u_{j,x}, v_{j,y})'$ es una j variable aleatoria de la 2-dimensional Cópula Normal $C_{\text{Normal}}(\cdot; \hat{\rho}_t | \Phi_{t-1})$.
- ii) Si se aplica una cópula t-Student 2-dimensional, se emplea el siguiente algoritmo:
 - Encontrar mediante la descomposición de Cholesky A a la matriz de correlación Σ , i.e.,

$$\begin{bmatrix} 1 & \hat{\rho}_t \\ \hat{\rho}_t & 1 \end{bmatrix}$$

donde $\hat{\rho}_t$ es la correlación condicional pronosticada, estimada mediante la copula.

- Simular dos variables aleatorias independientes distribuidas normal estándar $z_j = (z_{j,1}, z_{j,2})'$.
 - Simular una variable aleatoria s_j , de una distribución $\chi_{\hat{v}_t}^2$, independiente de z_j , donde \hat{v}_t es el parámetro de los grados de libertad estimado mediante la copula.
 - Establecer el vector $b_j = Az_j$.
 - Construir el vector $c_j = \frac{\sqrt{\hat{v}_t}}{\sqrt{s_j}} b_j$.
 - Determinar los componentes $(u_{j,x}, v_{j,y})' = (t_{\hat{v}_t}(c_{j,1}), t_{\hat{v}_t}(c_{j,2}))'$, donde $t_{\hat{v}_t}(\cdot)$ es la cdf t-Student, con grados de libertad iguales a \hat{v}_t . El vector $(u_{j,x}, v_{j,y})$ es una j variable aleatoria de la 2-dimensional Cópula t-Student $C_{t\text{-Student}}(\cdot; \hat{\rho}_t, \hat{v}_t | \Phi_{t-1})$.
- b) El paso siguiente consiste en obtener el registro de los log-rendimientos de los activos estandarizados mediante el uso de las funciones inversas de las marginales estimadas, las cuales pueden ser Normales o t-Student,

$$Q_j = (q_{j,x}, q_{j,y})' = (\hat{F}_t^{-1}(u_{j,x}), \hat{G}_t^{-1}(v_{j,y})) \quad (18)$$

- c) Finalmente, se repite este procedimiento para $j = 1, \dots, 100,000$.
3. Mediante el uso de estos 100,000 casos, el portafolio será reevaluado en el tiempo t , es decir,

$$P_{z,t}^j = P_{x,t-1} \exp(x_{j,t}) + P_{y,t-1} \exp(y_{j,t}), \quad j = 1, \dots, 100,000 \quad (19)$$

4. Las pérdidas del portafolio en cada escenario j , son calculadas mediante,

$$L_j = P_{z,t}^j - P_{z,t-1}, \quad j = 1, \dots, 100,000 \quad (20)$$

5. El cálculo del VaR a diferentes niveles de confianza es muy simple:

Se toma en cuenta el vector de pérdidas y ganancias sin orden, entonces como en los casos anteriores de simulación de VaR, i.e., simulación histórica y simulación Monte Carlo; este vector es ordenado de manera ascendente, dando como resultado la simulación del vector de pérdidas y ganancias con el cual se hace el cálculo del valor en riesgo vía el $c\%$ percentil.

Prueba de Kupiec

Para llevar a cabo el proceso de verificación de las estimaciones del VaR se precisa de un mecanismo de contraste estadístico. Para ello se utiliza una prueba de Backtesting, la prueba de Kupiec,³ dicha prueba está basada en la aplicación estadística de una prueba de contraste. La prueba de Kupiec es la tradicionalmente utilizada para probar la validez del VaR.

La prueba de Kupiec (prueba de proporción de fallas de Kupiec), consiste en medir si el nivel de significancia propuesto por el VaR es consistente con la proporción de fallas que presenta el modelo. Es decir, se compara el VaR estimado respecto a las pérdidas y ganancias reales, de este modo lo que se mide es la eficiencia del VaR a través del número de fallos observados. Asimismo, la prueba de Kupiec busca observar si el nivel de significancia propuesto por el modelo VaR, es consistente con el nivel de significancia observado en la realidad, es decir se busca determinar la hipótesis nula de que la probabilidad de falla sea igual a $1-\alpha$.

Se considera como un *fracaso* si las pérdidas son inferiores al VaR, a dicho evento se le atribuye la probabilidad (p^*). Por otro lado cuando el VaR es inferior a las ganancias o pérdidas, se tiene un evento de *éxito* con probabilidad $(1- p^*)$.

Si se estima el VaR con un nivel de confianza de 95%, entonces se propone la hipótesis nula sea $H_0: p = 0.05$.

La hipótesis nula se contrasta a través de una prueba de razón de verosimilitud de la forma,

$$LR = -2 \ln \left(\frac{(p^*)^x (1 - p^*)^{n-x}}{(p^\blacksquare)^x (1 - p^\blacksquare)^{n-x}} \right) \quad (21)$$

³ Para un análisis a detalle véase, Kupiec (1995).

El criterio para aceptar o rechazar la hipótesis nula, es el siguiente:

- Si $p_{tablas} > p^*$ se acepta la hipótesis nula, es decir $p^* = p^{\blacksquare}$.
- Si $p_{tablas} > p^*$ se rechaza la hipótesis nula, es decir $p^* \neq p^{\blacksquare}$.

En este caso p_{tablas} corresponde al valor asociado a LR en tablas de la distribución χ^2 con un grado de libertad. El resultado obtenido nos permite discernir si el nivel de confianza del VaR es el correcto.

3. Evidencia empírica

La estimación de pérdidas potenciales vía el Valor en Riesgo haciendo uso de diversas metodologías de VaR serán realizadas para un portafolio compuesto por los mercados accionarios de México y Estados Unidos. Los mercados accionarios son analizados a través de sus principales índices bursátiles: IPC por México y S&P 500 por Estados Unidos. En este sentido se enfatiza que el análisis realizado en este trabajo es bivariado, i.e., un análisis a dos activos (o factores de riesgo). El período abarca 1975-2014, tomando en cuenta datos de series de tiempo diarias, siendo un total de 9,736 observaciones, las cuales son segmentadas en períodos anuales.

Con el fin de contar con una muestra similar dado el disímil funcionamiento de los mercados accionarios las series de datos fueron previamente homogenizadas tomando sólo días en común. Además, para una mejor homogenización se convierten los índices bursátiles a una sola moneda; en este caso el dólar estadounidense. La Gráfica 1 da cuenta del comportamiento de los mercados accionarios de México y Estados Unidos, tanto en moneda local como en dólares estadounidenses.

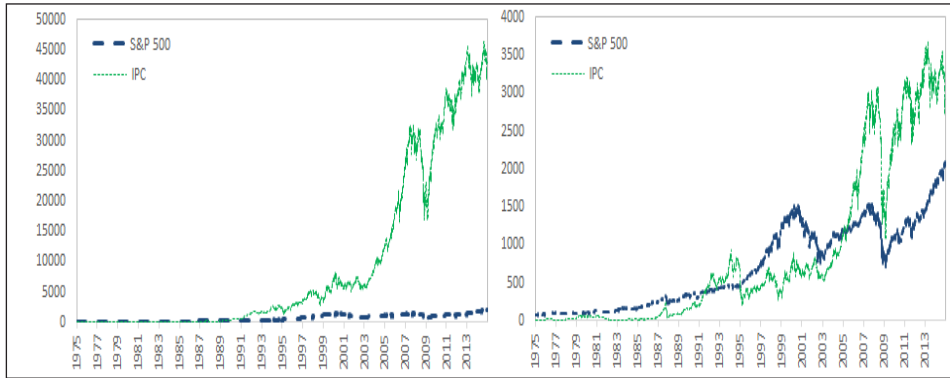
Cabe mencionar que las estimaciones de las pérdidas potenciales entre estos mercados accionarios, serán realizadas mediante el uso de los rendimientos de sus principales índices bursátiles. Los rendimientos a utilizar son por tanto los homogenizados en una sola moneda para obtener un mejor comparativo. La Gráfica 2 exhibe los rendimientos de los mercados accionarios de México y Estados Unidos.

A través de la Gráfica 2 se puede constatar que los rendimientos de estos dos mercados que no son estables, ya que presentan *clusters* de volatilidad durante el período bajo análisis. Estos *clusters* de volatilidad exhibidos por los rendimientos de los mercados accionarios conllevan a que se tenga un comportamiento heteroscedástico y por consecuente que el análisis con el

Gráfica 1. Mercados accionarios de México y Estados Unidos

Panel A. Moneda local

Panel B. Dólares estadounidenses

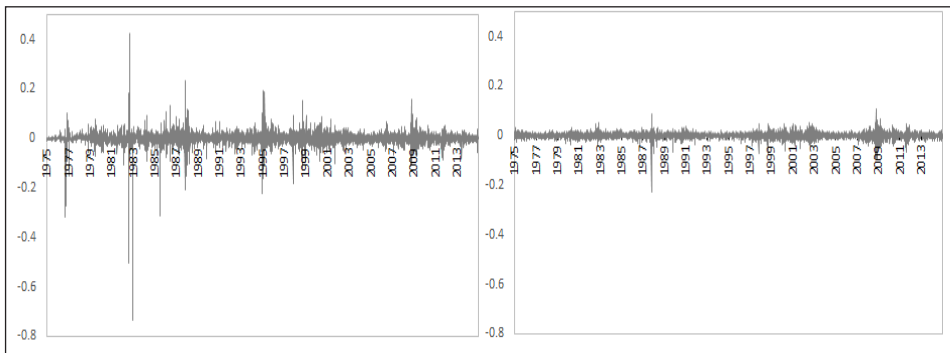


Fuente: Elaboración propia, datos obtenidos de la página web de yahoo finanzas.

Gráfica 2. Rendimientos de los mercados accionarios de México y Estados Unidos

Panel A. IPC (México)

Panel B. S&P 500 (Estados Unidos)



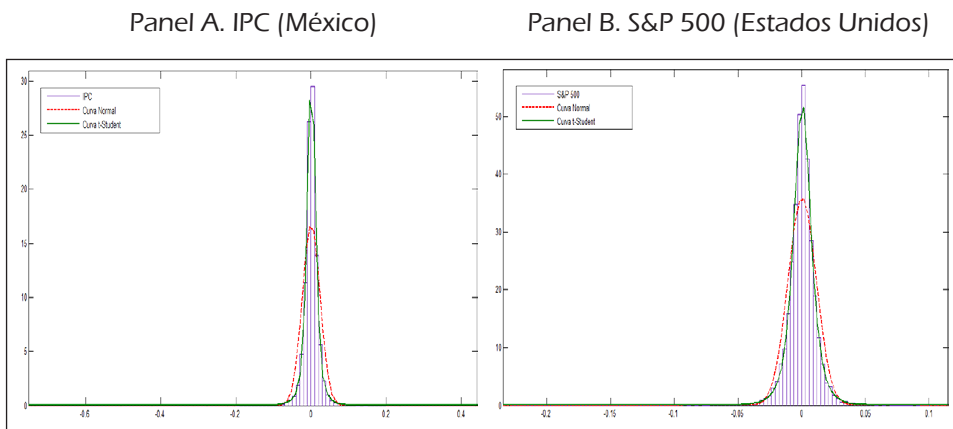
Fuente: Elaboración propia, datos obtenidos de la pagina web de yahoo finanzas.

supuesto de normalidad en la serie de los índices bursátiles sea erróneo. Por ende cualquier metodología que haga uso de este supuesto de normalidad conllevará a estimaciones espurias.

Para constatar que no se cumple el supuesto de linealidad, se hacen diversos análisis a los rendimientos de los índices bursátiles de los mercados

de capitales de México y Estados Unidos. Primeramente se genera el histograma de los rendimientos de cada uno de los mercados de capitales bajo análisis, y sobre cada uno de estos histogramas se sobrepone el ajuste mediante la curva de la distribución normal y el ajuste mediante una curva de la distribución t-student; siendo las curvas de ambas distribuciones las que más se asemejan a los datos de los rendimientos de los índices bursátiles de cada mercado de capitales. La Gráfica 3 muestra el histograma de los rendimientos de los mercados accionarios de México y Estados Unidos con sus respectivas curvas de las distribuciones normal y t-student.

Gráfica 3. Histogramas con curvas Normal y t-Student de los rendimientos de los mercados accionarios de México y Estados Unidos



Fuente: Elaboración propia, datos obtenidos de la pagina web de yahoo finanzas.

Mediante la Gráfica 3 se vuelve a comprobar que no se cumple la linealidad de los rendimientos de los mercados accionarios bajo análisis, ya que se observa claramente que el comportamiento de la curva normal difiere en gran medida del comportamiento del histograma de los rendimientos. Sin embargo, se puede afirmar se tiene un mejor ajuste mediante la curva t-student siendo ésta similar al histograma de los rendimientos de los mercados accionarios analizados. Cabe decir, que el comportamiento de los rendimientos presenta leptocurtosis y colas pesadas.

Se ha analizado gráficamente el período completo 1975-2014, sin embargo el estipulado en esta investigación es un análisis anual. El análisis gráfico del período completo nos sirve para identificar visualmente como es el

comportamiento durante todos estos años de estudio. Por síntesis se omite realizar un análisis gráfico anual. No obstante para identificar comportamientos característicos de estos períodos de análisis se opta por utilizar algunos estadísticos descriptivos que ayuden a identificar patrones en cada período bajo análisis.

Por ende para continuar con el análisis de la no linealidad de los rendimientos de los mercados accionarios de México y Estados Unidos segmentados anualmente se realiza la estimación de diversos estadísticos descriptivos; cabe decir, mediante algunos de estos estadísticos descriptivos propuestos nos apoyamos para determinar si se confirma o rechaza la linealidad en el comportamiento de los rendimientos. La Tabla 1 muestra los estadísticos descriptivos de los rendimientos de los mercados accionarios bajo análisis.

Los estadísticos descriptivos de los rendimientos de los mercados accionarios de México y Estados Unidos revelan para la mayor parte de los períodos analizados que se está lejos de un comportamiento normal, esta aseveración se observa a través de los coeficientes de asimetría y curtosis, los cuales en su mayoría muestran valores significativos de asimetría y altos grados de curtosis. La Tabla 1 resalta la estimación del estadístico de normalidad Jarque-Bera, a través de este estadístico es evidente que en la mayor parte de los períodos los rendimientos, de los mercados accionarios bajo análisis, no cumplen con el supuesto de linealidad.

Comprobada la no linealidad de los rendimientos de los índices bursátiles de los mercados accionarios de México y Estados Unidos, se opta por mecanismos que estimen de mejor manera situaciones disímiles a la distribución normal. Para ello, se requiere de modelos más precisos. Por ende en este trabajo se propone el uso de la teoría de cópulas elípticas en la estimación de pérdidas potenciales a través del VaR para de este modo obtener estimaciones más robustas.

La estimación del Valor en Riesgo es realizada para portafolios compuestos por dos activos, siendo los activos los diferentes índices bursátiles de los mercados accionarios de México y Estados Unidos. Se utiliza la serie temporal diaria que comprende el período de análisis 1975-2014 de los rendimientos de cada índice bursátil. Dicha estimación del Valor en Riesgo es llevada a cabo mediante las metodologías: VaR Delta-Normal, VaR Simulación Histórica, VaR Simulación Monte Carlo y VaR-Cópulas Elípticas.

Antes que nada, en la estimación del valor en riesgo se deben estipular los supuestos mediante los cuales se cimientan las estimaciones, los cuales

son: horizonte temporal de un día, probabilidad de ocurrencia (nivel de significancia) al 99%, 95% y 90%, y la cantidad de 100 mil dólares por invertir.

En lo que respecta al monto de inversión por tratarse de un portafolio compuesto por un par de activos es necesario asignar un monto por cada uno de ellos, es decir, es necesario otorgar un porcentaje (cantidad) a invertir de cada índice bursátil de los mercados accionarios de México y Estados Unidos. Ante tal situación, se opta por una diversificación naive, la cual consiste en otorgar el mismo porcentaje a cada activo. Es decir, cada portafolio conformado por los dos activos bajo análisis y para cada período analizado se tiene una asignación (ponderación) de 50% para cada activo, en otras palabras a cada mercado de capital se le asignan 50 mil dólares; así al tomar montos de inversión idénticos, la estimación de Valor en Riesgo sirve como un comparativo más de las características de los mercados accionarios de México y Estados Unidos.

La Tabla 2 muestra los resultados de las diversas metodologías de Valor en Riesgo propuestas para cada uno de los portafolios compuestos entre los mercados accionarios de México y Estados Unidos. Las pérdidas potenciales son reportadas en términos porcentuales para una mejor identificación.

Mediante la Tabla 2 podemos constatar que las estimaciones de Valor en Riesgo vía las metodologías Delta-Normal y Simulación Histórica son las que indican estimaciones más conservadoras, les siguen las estimaciones vía la metodología de Monte Carlo dado que estas muestran un umbral de pérdida más alto con respecto al VaR Delta-Normal y VaR Simulación Histórica; y se resalta que las estimaciones vía el VaR Cópulas Elípticas son las de mayor umbral de pérdida, destacando las estimaciones obtenidas a través del VaR Cópula t-Student. Aunque, cabe decir, depende del período analizado se cumpla lo anteriormente dicho. Se puede estipular, se tiene en su mayoría el siguiente orden referente al mayor umbral de pérdida: primeramente con mayores pérdidas estimadas el VaR Cópula t-Student, continuando el VaR Cópula Normal, siguiéndole muy de cerca dadas sus características metodológicas y de supuesto lineal el VaR Simulación Monte Carlo, aunque cabe hacer mención en algunos períodos la pérdida estimada es ligeramente mayor vía Simulación Monte Carlo que vía VaR Cópula Normal, y por último con menores proporciones de pérdidas están el VaR Delta-Normal y el VaR Simulación Histórica.

Estas estimaciones muestran que el VaR-Cópula es un modelo robusto ya que captura mejor los comportamientos leptocurticos y asimétricos de los rendimientos de los índices bursátiles, conformando un umbral de riesgo

Tabla 1. Estadísticos Descriptivos de los Rendimientos de los Mercados Accionarios de México y Estados Unidos

	1975		1976		1977		1978	
	IPC	S&P 500	IPC	S&P 500	IPC	S&P 500	IPC	S&P 500
Media	0.00010	0.00099	-0.00089	0.00066	0.00089	-0.00049	0.00331	0.00010
Mediana	0.00000	0.00093	0.00017	0.00044	0.00099	-0.00021	0.00267	0.00035
Máximo	0.01582	0.03222	0.10140	0.01919	0.04504	0.01844	0.05911	0.02220
Mínimo	-0.01416	-0.02654	-0.31788	-0.02433	-0.15416	-0.01639	-0.05641	-0.02003
Varianza	0.00002	0.00010	0.00094	0.00005	0.00015	0.00003	0.00010	0.00006
Dev. Est.	0.00392	0.00985	0.03064	0.00716	0.01243	0.00590	0.01013	0.00756
Asimetría	-0.15680	0.15333	-7.30385	-0.01059	-7.77716	-0.13910	0.18855	0.01973
Curtosis	5.62199	2.91746	73.96781	3.06111	101.642	3.07580	12.30320	2.98453
Jarque Bera	69.73	1.01	53373.12	0.04	100968.5	0.84	852.47	0.02
Probabilidad	0.00003	0.57672	0.00000	0.97848	0.000000	0.634655	0.000000	0.991027
Correlación	0.00881		-0.06089		-0.00565		-0.038354	

	1985		1986		1987		1988	
	IPC	S&P 500	IPC	S&P 500	IPC	S&P 500	IPC	S&P 500
Media	0.00110	0.00100	0.00302	0.00061	-0.00035	0.00002	0.00291	0.00037
Mediana	0.00278	0.00063	-0.00002	0.00146	0.00672	0.00170	0.00163	0.00074
Máximo	0.07152	0.02257	0.13231	0.03392	0.23284	0.08709	0.11714	0.03391
Mínimo	-0.31231	-0.01466	-0.09072	-0.04928	-0.20569	-0.22900	-0.10552	-0.07008
Varianza	0.00074	0.00004	0.00061	0.00009	0.00219	0.00047	0.00075	0.00012
Dev. Est.	0.02725	0.00647	0.02471	0.00952	0.04684	0.02164	0.02732	0.01073
Asimetría	-6.38906	0.47350	0.55735	-0.82005	-1.27363	-4.93816	0.14678	-1.26057
Curtosis	74.34420	3.30222	8.06705	6.68336	9.785	55.20660	7.59042	11.25268
Jarque Bera	52751.63	9.92	272.54	164.60	529.6	28465.96	211.58	744.63
Probabilidad	0.00000	0.01469	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000
Correlación	-0.002382621		-0.04471		0.25649		0.017530	

	1995		1996		1997		1998	
	IPC	S&P 500	IPC	S&P 500	IPC	S&P 500	IPC	S&P 500
Media	-0.00059	0.00121	0.00047	0.00072	0.00173	0.00113	-0.00197	0.00095
Mediana	-0.00080	0.00078	0.00021	0.00079	0.00269	0.00211	-0.00254	0.00154
Máximo	0.19464	0.01858	0.05422	0.01925	0.09149	0.04989	0.15217	0.04965
Mínimo	-0.16268	-0.02108	-0.04005	-0.03131	-0.18232	-0.07113	-0.12090	-0.07044
Varianza	0.00145	0.00003	0.00022	0.00006	0.00043	0.00014	0.00074	0.00017
Dev. Est.	0.03804	0.00522	0.01469	0.00756	0.02065	0.01175	0.02715	0.01301
Asimetría	0.49806	-0.08577	0.37251	-0.57320	-2.78632	-0.83872	0.48125	-0.59828
Curtosis	9.65425	5.03044	3.88223	4.64473	29.532	9.54986	8.36727	7.49061
Jarque Bera	458.37	42.04	13.72	41.37	7472.7	464.76	301.06	218.67
Probabilidad	0.00000	0.00018	0.00668	0.00019	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000
Correlación	0.320621391		0.37175		0.67847		0.618826	

	2005		2006		2007		2008	
	IPC	S&P 500	IPC	S&P 500	IPC	S&P 500	IPC	S&P 500
Media	0.00148	0.00015	0.00046	0.00046	0.00037	0.00015	-0.00199	-0.00192
Mediana	0.00195	0.00069	0.00100	0.00100	0.00186	0.00081	0.00036	-0.00033
Máximo	0.03351	0.01910	0.02133	0.02133	0.04906	0.02879	0.16038	0.10957
Mínimo	-0.03586	-0.01687	-0.01850	-0.01850	-0.06610	-0.03534	-0.11210	-0.09470
Varianza	0.00014	0.00004	0.00004	0.00004	0.00025	0.00011	0.00089	0.00068
Dev. Est.	0.01187	0.00652	0.00628	0.00628	0.01581	0.01026	0.02980	0.02611
Asimetría	-0.18426	-0.06830	0.05939	0.05939	-0.44622	-0.45997	0.26959	-0.02470
Curtosis	3.31506	2.88129	4.19585	4.19585	4.170	4.30081	8.37352	6.58710
Jarque Bera	2.42	0.34	41.58	14.56	21.9	25.70	297.73	131.38
Probabilidad	0.25240	0.83827	0.00022	0.00551	0.00162	0.00107	0.00000	0.00000
Correlación	0.490499653		0.65775		0.79054		0.739649	

Tabla 1. Estadísticos Descriptivos de los Rendimientos de los Mercados Accionarios de México y Estados Unidos (continuación)

1979		1980		1981		1982		1983		1984	
IPC	S&P 500	IPC	S&P 500	IPC	S&P 500	IPC	S&P 500	IPC	S&P 500	IPC	S&P 500
0.00188	0.00046	0.00005	0.00102	-0.00217	-0.00045	-0.00890	0.00058	0.00502	0.00072	0.00109	0.00006
0.00226	0.00060	0.00057	0.00208	-0.00243	-0.00024	-0.00516	-0.00094	0.00442	0.00072	0.00277	-0.00083
0.07967	0.02039	0.05536	0.03573	0.05208	0.02463	0.42597	0.05318	0.04883	0.02676	0.09592	0.02722
-0.07076	-0.03002	-0.05868	-0.03795	-0.06370	-0.02929	-0.73670	-0.04050	-0.03944	-0.02734	-0.08984	-0.01837
0.00036	0.00005	0.00023	0.00011	0.00019	0.00008	0.00592	0.00014	0.00020	0.00007	0.00046	0.00007
0.01886	0.00714	0.01530	0.01072	0.01365	0.00881	0.07694	0.01196	0.01423	0.00851	0.02142	0.00827
-0.02105	-0.28106	-0.18343	-0.28880	0.81586	-0.02397	-4.58673	0.80294	0.28176	0.03449	-0.33215	0.83613
5.00705	4.47298	5.82401	3.63163	7.66826	3.46369	50.83186	5.33211	3.69392	3.31051	5.89885	4.11258
39.63	24.44	81.43	7.36	245.57	2.18	22929.71	77.50	8.09	1.02	89.18	40.68
0.000250	0.001075	0.000000	0.029113	0.000000	0.289203	0.000000	0.000008	0.023614	0.571766	0.000025	0.000142
0.010726		-0.031171		0.007315		0.124409		-0.093863		0.065007	

1989		1990		1991		1992		1993		1994	
IPC	S&P 500	IPC	S&P 500	IPC	S&P 500	IPC	S&P 500	IPC	S&P 500	IPC	S&P 500
0.00229	0.00100	0.00131	-0.00037	0.00323	0.00099	0.00075	0.00021	0.00158	0.00030	-0.00218	-0.00006
0.00152	0.00153	0.00088	0.00068	0.00263	-0.00010	0.00059	0.00017	0.00154	0.00013	-0.00087	0.00013
0.05150	0.02720	0.06789	0.03424	0.06660	0.03664	0.04661	0.01636	0.04240	0.01909	0.10594	0.02112
-0.08434	-0.06762	-0.05855	-0.03071	-0.05256	-0.03727	-0.06099	-0.01874	-0.03793	-0.02429	-0.22399	-0.02294
0.00019	0.00007	0.00018	0.00011	0.00020	0.00009	0.00026	0.00004	0.00018	0.00003	0.00081	0.00004
0.01387	0.00856	0.01347	0.01044	0.01411	0.00924	0.01624	0.00614	0.01326	0.00548	0.02851	0.00632
-0.84836	-2.11413	-0.00360	0.02425	-0.06050	0.24029	-0.36866	0.05880	0.18604	-0.21255	-2.34933	-0.34773
9.74205	19.43119	6.99685	3.82458	5.53970	4.86435	3.97884	3.35418	3.28034	5.26789	22.23114	4.29112
485.35	2890.62	161.08	6.88	65.46	37.53	15.27	1.42	2.21	54.13	3951.80	21.69
0.00000	0.00000	0.00000	0.03378	0.000067	0.000233	0.004829	0.455758	0.285626	0.000083	0.00000	0.001850
-0.003112		0.295935		0.464462		0.313338		0.239561		0.095713	

1999		2000		2001		2002		2003		2004	
IPC	S&P 500	IPC	S&P 500	IPC	S&P 500	IPC	S&P 500	IPC	S&P 500	IPC	S&P 500
0.00268	0.00072	-0.00102	-0.00040	0.00081	-0.00046	-0.00075	-0.00111	0.00108	0.00083	0.00152	0.00036
0.00255	0.00008	-0.00083	-0.00034	0.00040	-0.00029	-0.00219	-0.00189	0.00187	0.00127	0.00185	0.00063
0.09311	0.03466	0.08810	0.04654	0.07641	0.04888	0.04531	0.05570	0.02906	0.03481	0.03683	0.01623
-0.09694	-0.02846	-0.09172	-0.06005	-0.10473	-0.05047	-0.05947	-0.04242	-0.03852	-0.02967	-0.04557	-0.01645
0.00046	0.00013	0.00058	0.00020	0.00030	0.00019	0.00027	0.00028	0.00012	0.00011	0.00012	0.00005
0.02153	0.01150	0.02401	0.01420	0.01727	0.01368	0.01634	0.01672	0.01105	0.01037	0.01089	0.00706
0.02339	0.08737	0.16737	0.01019	-0.66784	0.02199	0.09690	0.46416	-0.42945	0.09652	-0.57578	-0.10277
5.46831	2.87866	4.35914	4.33104	9.81828	4.38895	3.96516	3.60147	3.56319	3.37281	5.29821	2.82503
61.96	0.46	19.84	17.94	484.741	19.39	9.85	12.44	10.72	1.79	68.28	0.75
0.00010	0.78436	0.00223	0.00309	0.00000	0.00243	0.015027	0.008410	0.012219	0.364928	0.00003	0.667584
0.516996		0.649946		0.575914		0.669259		0.512779		0.602388	

2009		2010		2011		2012		2013		2014	
IPC	S&P 500	IPC	S&P 500	IPC	S&P 500	IPC	S&P 500	IPC	S&P 500	IPC	S&P 500
0.00154	0.00074	0.00085	0.00043	-0.00069	-0.00005	0.00087	0.00046	-0.00026	0.00096	-0.00041	0.00049
0.00354	0.00187	0.00211	0.00075	0.00013	0.00097	0.00043	0.00021	-0.00092	0.00132	-0.00004	0.00062
0.08603	0.06837	0.05523	0.04303	0.05584	0.04632	0.03455	0.02461	0.03414	0.02160	0.03756	0.02373
-0.07279	-0.05426	-0.04853	-0.03976	-0.08505	-0.06896	-0.03391	-0.02495	-0.08042	-0.02533	-0.05521	-0.02271
0.00052	0.00030	0.00018	0.00014	0.00031	0.00023	0.00013	0.00007	0.00017	0.00005	0.00009	0.00005
0.02281	0.01738	0.01336	0.01163	0.01753	0.01505	0.01157	0.00810	0.01309	0.00681	0.00958	0.00735
0.07823	-0.04833	-0.41665	-0.15658	-0.60652	-0.47096	-0.03233	0.03727	-0.77903	-0.53268	-0.73944	-0.37228
4.49113	4.79207	5.06669	4.80180	6.30575	5.65332	3.35068	3.80584	8.03709	4.26001	7.91482	4.14334
22.85	32.75	50.48	34.00	126.06	80.59	1.28	6.60	282.63	27.68	263.43	18.62
0.00162	0.00048	0.00006	0.00042	0.00000	0.000017	0.492518	0.036805	0.00000	0.000817	0.00000	0.002783
0.776388		0.803148		0.805715		0.702870		0.595583		0.609606	

Tabla 2. Medidas de VaR de los Mercados Accionarios de México y Estados Unidos

	VaR	S-H	D-N	S-M	Cópula N	Cópula t		VaR	S-H	D-N	S-M	Cópula N	Cópula t
1975	99%	1.080111	1.182337	4.346969	4.389886	6.127009	1993	99%	1.738664	1.709899	5.013192	5.039033	6.966523
	95%	0.744676	0.819877	2.211939	2.216892	3.050557		95%	1.050863	1.181463	2.540710	2.552256	3.505642
	90%	0.603122	0.626651	1.356819	1.347548	1.853513		90%	0.922951	0.899755	1.552181	1.559693	2.119163
1976	99%	5.078914	3.622067	3.479949	4.262683	4.872269	1994	99%	5.466669	3.576078	8.220387	8.605568	11.020190
	95%	0.943199	2.564334	1.761756	2.176296	2.456895		95%	1.887880	2.561156	4.211306	4.438528	5.713325
	90%	0.587905	2.000460	1.074761	1.328317	1.483222		90%	1.467974	2.020106	2.585942	2.730943	3.487841
1977	99%	1.254316	1.576852	2.820069	3.024812	3.923610	1995	99%	5.734523	4.624370	10.738259	10.863217	14.053021
	95%	0.714777	1.108970	1.425072	1.523323	1.962373		95%	2.634667	3.260599	5.565075	5.610365	7.380903
	90%	0.545207	0.859544	0.870171	0.927585	1.187881		90%	1.906368	2.533578	3.481270	3.452987	4.467649
1978	99%	1.054837	1.271920	3.178171	3.313351	4.459224	1996	99%	2.565297	2.134151	5.076911	5.108377	6.973914
	95%	0.801315	0.849338	1.597209	1.651320	2.234406		95%	1.444928	1.491658	2.588794	2.585024	3.515577
	90%	0.635924	0.624062	0.978067	1.000377	1.347154		90%	1.038966	1.149147	1.573211	1.567135	2.120712
1979	99%	2.675480	2.236458	4.271958	4.352495	5.985383	1997	99%	3.491459	3.334634	8.259050	8.168999	11.069757
	95%	1.455508	1.546960	2.184495	2.206607	3.031593		95%	1.971257	2.315930	4.243364	4.140117	5.654753
	90%	1.134363	1.179391	1.333947	1.342873	1.833132		90%	1.273403	1.772862	2.590420	2.533826	3.437941
1980	99%	2.653000	2.086744	4.489750	4.514819	6.265957	1998	99%	5.658764	4.314457	10.495540	10.590773	13.896277
	95%	1.356843	1.459687	2.285991	2.269332	3.151563		95%	3.000417	3.065445	5.369827	5.411034	7.119900
	90%	1.028704	1.125405	1.390468	1.383282	1.909589		90%	2.137176	2.399601	3.296298	3.316093	4.332581
1981	99%	1.864649	2.026739	3.926311	3.946394	5.518129	1999	99%	3.523920	3.224913	8.050583	8.169574	10.945975
	95%	1.269456	1.471370	1.998624	1.984115	2.796969		95%	2.054816	2.230301	4.139732	4.158091	5.517782
	90%	0.981061	1.175305	1.222606	1.205574	1.695258		90%	1.619375	1.700078	2.518753	2.543216	3.351883
1982	99%	18.223031	9.642124	8.364083	6.364193	10.953614	2000	99%	4.390940	4.135719	9.841954	9.860989	13.211221
	95%	2.455671	6.939412	4.306449	3.224981	5.548959		95%	2.799077	2.944962	5.024028	5.067997	6.730674
	90%	1.874675	5.498606	2.642851	1.966870	3.347427		90%	2.035230	2.310175	3.095763	3.106089	4.107824
1983	99%	1.557064	1.559947	4.148665	4.164282	5.804079	2001	99%	3.618102	3.183641	7.374978	7.415821	10.138651
	95%	0.955367	1.018914	2.087171	2.098795	2.917288		95%	2.209759	2.245943	3.782051	3.767932	5.090515
	90%	0.739689	0.730491	1.269280	1.282399	1.766716		90%	1.384446	1.746059	2.305431	2.300758	3.098559
1984	99%	3.172877	2.671181	4.298417	4.251079	6.003932	2002	99%	3.437159	3.605455	7.878597	7.884934	10.624252
	95%	1.901458	1.871942	2.174385	2.141859	3.019220		95%	2.300321	2.576499	3.985942	4.027069	5.395502
	90%	1.296040	1.445871	1.315868	1.306766	1.821047		90%	1.804902	2.027966	2.452010	2.466650	3.274238
1985	99%	2.796610	3.150293	3.394637	3.456944	4.755933	2003	99%	2.065319	2.071667	4.988238	5.010658	6.794232
	95%	1.654036	2.196608	1.707479	1.726953	2.387858		95%	1.594093	1.436806	2.529582	2.533728	3.432734
	90%	0.979321	1.688202	1.047418	1.047913	1.447419		90%	1.114737	1.098363	1.545655	1.547459	2.074409
1986	99%	3.267735	2.851650	4.473051	4.517897	6.309799	2004	99%	2.153800	1.784987	4.439374	4.465559	6.040839
	95%	1.589122	1.963057	2.270039	2.274059	3.161100		95%	1.181933	1.234587	2.259208	2.255347	3.030884
	90%	1.177886	1.489351	1.379650	1.383708	1.928345		90%	0.936752	0.941171	1.370836	1.373977	1.846341
1987	99%	9.416053	6.577751	12.511768	10.600710	16.821299	2005	99%	1.966886	1.791220	4.645769	4.712679	6.426529
	95%	4.309998	4.655548	6.503165	5.450382	8.733828		95%	1.294174	1.242636	2.357014	2.367387	3.209796
	90%	2.019294	3.630829	4.007040	3.343065	5.328615		90%	0.937997	0.950187	1.433411	1.444396	1.934946
1988	99%	4.868424	3.270077	5.564616	5.466340	7.682512	2006	99%	2.624867	2.363243	6.298627	6.384266	8.472170
	95%	1.752395	2.264127	2.829414	2.775409	3.884333		95%	1.677465	1.643505	3.193960	3.225617	4.311601
	90%	1.145967	1.727859	1.732213	1.692608	2.370300		90%	1.150813	1.259815	1.948894	1.975039	2.603453
1989	99%	2.493569	1.728666	3.865819	3.983731	5.386137	2007	99%	3.054193	2.851113	5.885168	5.917870	7.975184
	95%	1.146049	1.173952	1.953144	2.012000	2.697832		95%	2.368520	2.008266	2.986383	3.022002	4.036555
	90%	0.731401	0.878237	1.189227	1.230403	1.639383		90%	1.570670	1.558947	1.822203	1.843394	2.445482
1990	99%	2.601485	2.201487	5.112944	5.062962	7.063546	2008	99%	8.058893	6.262968	11.564243	11.689677	15.387101
	95%	1.693039	1.542769	2.595666	2.540564	3.550574		95%	4.652922	4.485564	6.002815	6.004149	8.004558
	90%	0.949901	1.191609	1.584967	1.549977	2.161911		90%	2.678374	3.538036	3.670177	3.676515	4.903798
1991	99%	2.543988	2.131669	5.565437	5.574120	7.656102	2009	99%	4.955804	4.296829	8.439133	8.459369	11.361897
	95%	1.286465	1.445481	2.831529	2.793354	3.826244		95%	3.022024	3.004770	4.329645	4.303007	5.790561
	90%	0.880235	1.079676	1.735952	1.700608	2.329846		90%	2.276853	2.315979	2.660969	2.641642	3.528890
1992	99%	2.310018	2.172024	5.840792	5.896784	8.021415	2010	99%	3.172887	2.696616	4.948563	5.079725	6.721594
	95%	1.722448	1.521773	2.989137	2.977021	4.082755		95%	2.289867	1.887892	2.503836	2.553364	3.367890
	90%	1.101719	1.175126	1.821731	1.816689	2.473377		90%	1.438803	1.456763	1.531634	1.561718	2.039974

Tabla 2. Medidas de VaR de los Mercados Accionarios de México y Estados Unidos (continuación)

	VaR	S-H	D-N	S-M	Cópula N	Cópula t		VaR	S-H	D-N	S-M	Cópula N	Cópula t
2011	99%	4.570178	3.639127	6.473920	6.534285	8.815237	2013	99%	2.581529	2.058298	5.169337	5.212425	7.048023
	95%	2.477942	2.583916	3.318234	3.319486	4.493701		95%	1.270522	1.445004	2.625590	2.645121	3.559124
	90%	1.849784	2.021387	2.032526	2.026043	2.734740		90%	1.061439	1.118059	1.603329	1.615388	2.155084
2012	99%	2.195566	2.050108	4.497240	4.510819	6.157742	2014	99%	1.943283	1.766124	4.015358	4.033509	5.414335
	95%	1.338457	1.430115	2.289518	2.276265	3.098138		95%	1.270677	1.247569	2.008585	2.025273	2.721330
	90%	1.107762	1.099598	1.391620	1.388322	1.867042		90%	0.838733	0.971130	1.221740	1.229665	1.636682

más amplio. De las estimaciones efectuadas se destaca la cópula t-student la cual, dada su estructura, estima las mayores pérdidas.

Referente a las menores y mayores pérdidas potenciales estimadas, se puede decir que el portafolio conformado por los mercados accionarios de México y Estados Unidos presenta, a través del tiempo y dependiendo del período analizado, un menor o mayor umbral de pérdidas potenciales.

El período que presentó el mayor umbral de pérdidas es el comprendido por el año 1987. Las pérdidas de este período están vinculadas al desplome bursátil del lunes negro, cabe recordar este acontecimiento originó una de las mayores crisis financieras. Sin embargo, siendo coherentes se puede afirmar que son varios los períodos que presentan umbrales de pérdidas por arriba del resto, los cuales en orden de mayor a menor pérdida son: 1987, 2008, 1995, y 1998. Se observa los períodos que presentan mayores pérdidas tienen la particularidad de pertenecer a un período de crisis financiera que por ende se caracteriza por la presencia de altos niveles de inestabilidad financiera. Asimismo, debe resaltarse la estimación vía simulación histórica del año 1982, la cual muestra el umbral de pérdida más alto. En este año se llevó a cabo una gran devaluación en México que implicó una de las grandes crisis financieras de este país. De este modo, se confirma que la estimación de pérdidas potenciales es mayor en períodos de inestabilidad financiera.

Cabe destacarse que no todos los modelos de VaR son viables en condiciones inestables del mercado (e.g. volatilidad extrema, asimetría y leptocurtosis). Cada metodología tiene sus pros y contras, sin embargo, la eficiencia de cada una de ellas depende de sus supuestos estadísticos y del comportamiento del mercado.

Finalmente, para verificar la validez en las estimaciones de las metodologías de Valor en Riesgo propuestas, y que éstas a su vez sean robustas y precisas, se utiliza la prueba de Backtesting de Kupiec. La Tabla 3 muestra

los resultados de la prueba de Kupiec aplicada a las metodologías de Valor en Riesgo propuestas para cada uno de los portafolios compuestos entre los mercados accionarios de México y Estados Unidos.

La Tabla 3 confirma que son más robustas las estimaciones más restrictivas; se observa que en su mayoría las estimaciones al 99% son las de mejor desempeño. Asimismo, se comprueba que las estimaciones de VaR a través del VaR-Cópula t-Student también cumplen en su mayoría con el supuesto del mejor desempeño.

Tabla 3. Backtesting al VaR de los Mercados Accionarios de México y Estados Unidos*

		S-H	D-N	S-M	Cópula N	Cópula t
1975	99%	0.0000 (26)	0.0000 (20)	0.7419 (2)	0.7419 (2)	0.7419 (2)
	95%	0.0000 (49)	0.0000 (43)	0.0366 (6)	0.0366 (6)	0.0042 (4)
	90%	0.0000 (70)	0.0000 (67)	0.0237 (15)	0.0237 (15)	0.0000 (7)
1976	99%	0.2781 (1)	0.2781 (1)	0.2781 (1)	0.2781 (1)	0.2781 (1)
	95%	0.4812 (15)	0.0000 (1)	0.0002 (2)	0.0000 (1)	0.0000 (1)
	90%	0.0237 (15)	0.0000 (1)	0.0000 (2)	0.0000 (1)	0.0000 (1)
1977	99%	0.0000 (13)	0.0014 (9)	0.7580 (3)	0.7580 (3)	0.2781 (1)
	95%	0.0000 (52)	0.2146 (17)	0.8839 (12)	0.2860 (9)	0.0366 (6)
	90%	0.0000 (76)	0.0018 (41)	0.0033 (40)	0.0704 (34)	0.2764 (20)
1978	99%	0.0000 (74)	0.0000 (60)	0.0594 (6)	0.1619 (5)	0.2781 (1)
	95%	0.0000 (105)	0.0000 (99)	0.0000 (40)	0.0000 (33)	0.6691 (14)
	90%	0.0000 (123)	0.0000 (123)	0.0000 (84)	0.0000 (83)	0.0000 (59)
1979	99%	0.3895(4)	0.0054(8)	0.2781(1)	0.2781(1)	0.2781(1)
	95%	0.0013(25)	0.0788(19)	0.1632(8)	0.1632(8)	0.0002(2)
	90%	0.0003(44)	0.0033(40)	0.3052(30)	0.3052(30)	0.043600
1980	99%	0.7419(2)	0.1619(5)	0.2781(1)	0.2781(1)	0.2781(1)
	95%	0.0788(19)	0.3294(16)	0.0042(49)	0.0042(4)	0.0002(2)
	90%	0.0284(36)	0.5341(28)	0.1222(18)	0.1222(18)	0.0000(7)

* La tabla reporta los valores-p de la prueba de Kupiec. Los valores-p se determinan dependiendo del VaR estimado, i.e., los valores-p mayores o iguales al 10% se contrastan con el VaR estimado al 90%, los valores-p mayores o iguales al 5% se contrastan con el VaR estimado al 95% y los valores-p mayores o iguales al 1% se contrastan con el VaR estimado al 99%, dichos valores estimados establecen la confiabilidad del VaR. Los valores en negritas indican el modelo con mejor desempeño y los valores en paréntesis indican el número de fallos reales.

Tabla 3. Backtesting al VaR de los Mercados Accionarios de México y Estados Unidos (continuación)

1981	99%	0.0000(28)	0.0000(25)	0.0003(10)	0.0003(10)	0.1619(5)
	95%	0.0000(58)	0.0000(46)	0.0013(25)	0.0006(26)	0.3294(16)
	90%	0.0000(82)	0.0000(64)	0.0000(60)	0.0000(63)	0.1553(32)
1982	99%	0.0000 (0)	0.0000 (0)	0.0000 (0)	0.0000 (0)	0.0000 (0)
	95%	0.0828(7)	0.0000 (0)	0.0000 (0)	0.0000 (0)	0.0000 (0)
	90%	0.0751(17)	0.0000 (0)	0.0000(0)	0.0058(13)	0.0000 (0)
1983	99%	0.0000(47)	0.0000(46)	0.7419(2)	0.7419(2)	0.2781(1)
	95%	0.0000(88)	0.0000(84)	0.0239(21)	0.0444(20)	0.2860(9)
	90%	0.0000(118)	0.0000(119)	0.0000(66)	0.0000(64)	0.2209(31)
1984	99%	0.7579(39)	0.1619(5)	0.7419(2)	0.7419(2)	0.7419(2)
	95%	0.2146(17)	0.1331(18)	0.1632(8)	0.1632(8)	0.0042(4)
	90%	0.0000(118)	0.0000(119)	0.0000(66)	0.0000(64)	0.2209(31)
1985	99%	0.0000(12)	0.0014(9)	0.0191(7)	0.0191(7)	0.7419(2)
	95%	0.0000(41)	0.2146(17)	0.0000(40)	0.0000(40)	0.3294(16)
	90%	0.0000(95)	0.0033(40)	0.0000(87)	0.0000(87)	0.0000(56)
1986	99%	0.0000(29)	0.0000(35)	0.0000(19)	0.0000(19)	0.0000(12)
	95%	0.0000(84)	0.0000(60)	0.0000(52)	0.0000(52)	0.0000(29)
	90%	0.0000(118)	0.0000(91)	0.0000(99)	0.0000(99)	0.0000(63)
1987	99%	0.2781(1)	0.7580(3)	0.2781(1)	0.2781(1)	0.2781(1)
	95%	0.0828(7)	0.0828(7)	0.0042(4)	0.0042(4)	0.0000(1)
	90%	0.0005(43)	0.0025(12)	0.0000(8)	0.0121(14)	0.0000(7)
1988	99%	0.2781(1)	0.7419(2)	0.2781(1)	0.2781(1)	0.2781(1)
	95%	0.6691(14)	0.1632(8)	0.0042(4)	0.0042(4)	0.0002(2)
	90%	0.0103(38)	0.0436(16)	0.0436(16)	0.0436(16)	0.0001(9)
1989	99%	0.2781(1)	0.0000(21)	0.7419(2)	0.7419(2)	0.0000(0)
	95%	0.0000(41)	0.0000(40)	0.4812(15)	0.4812(15)	0.0042(4)
	90%	0.0000(83)	0.0000(70)	0.0033(40)	0.0059(39)	0.8320(24)
1990	99%	0.0594(6)	0.0000(11)	0.0000 (0)	0.0000 (0)	0.0000 (0)
	95%	0.0029(24)	0.0000(30)	0.0366(6)	0.0366(6)	0.0002(2)
	90%	0.0000(102)	0.0000(47)	0.5341(28)	0.3052(30)	0.0025(12)
1991	99%	0.7580(3)	0.0000(11)	0.0000 (0)	0.0000 (0)	0.0000 (0)
	95%	0.0000(38)	0.0000(31)	0.0002(2)	0.0002(2)	0.0000(1)
	90%	0.0000(84)	0.0000(59)	0.3872(21)	0.3872(21)	0.0000(8)
1992	99%	0.7419(2)	0.7580(3)	0.0000 (0)	0.0000 (0)	0.0000 (0)
	95%	0.1632(8)	0.6571(11)	0.0000 (0)	0.0000 (0)	0.0000 (0)
	90%	0.0704(34)	0.8340(26)	0.0000(6)	0.0000(6)	0.0000(1)

Tabla 3. Backtesting al VaR de los Mercados Accionarios de México y Estados Unidos (continuación)

		S-H	D-N	S-M	Cópula N	Cópula t
1993	99%	0.0000(26)	0.0000(28)	0.3805(49)	0.3805(4)	0.7419(2)
	95%	0.0000(81)	0.0000(58)	0.6571(11)	0.6571(11)	0.0137(5)
	90%	0.0000(88)	0.0000(89)	0.0284(36)	0.0454(35)	0.0058(13)
1994	99%	0.1619(5)	0.0054(8)	0.0000(0)	0.0000(0)	0.0000(0)
	95%	0.0000(36)	0.3294(16)	0.1632(8)	0.0828(7)	0.0137(5)
	90%	0.0000(54)	0.1553(32)	0.0436(16)	0.0237(15)	0.0000(8)
1995	99%	0.0000(0)	0.0000(0)	0.0000(0)	0.0000(0)	0.0000(0)
	95%	0.0137(5)	0.0000(1)	0.0000(0)	0.0000(0)	0.0000(0)
	90%	0.0121(14)	0.0000(5)	0.0000(0)	0.0000(0)	0.0000(0)
1996	99%	0.0000(14)	0.0000(19)	0.7580(3)	0.7580(3)	0.7419(2)
	95%	0.0000(44)	0.0000(41)	0.8854(13)	0.8854(13)	0.1632(8)
	90%	0.0000(83)	0.0000(74)	0.0173(73)	0.0173(37)	0.2764(20)
1997	99%	0.0000(12)	0.0000(16)	0.2781(1)	0.2781(1)	0.2781(1)
	95%	0.0000(44)	0.0000(30)	0.4529(10)	0.6571(11)	0.0010(3)
	90%	0.0000(81)	0.0000(54)	0.5194(22)	0.6695(23)	0.0121(14)
1998	99%	0.2781(1)	0.3805(4)	0.2781(1)	0.2781(1)	0.2781(1)
	95%	0.8839(12)	0.6571(119)	0.0000(1)	0.0000(1)	0.0000(1)
	90%	0.1061(33)	0.8320(24)	0.0004(10)	0.0004(10)	0.0000(4)
1999	99%	0.0000(13)	0.0000(19)	0.7580(3)	0.7580(3)	0.7419(2)
	95%	0.0000(50)	0.0000(37)	0.2860(9)	0.2860(9)	0.0010(3)
	90%	0.0000(81)	0.0000(74)	0.1061(33)	0.1061(33)	0.0237(15)
2000	99%	0.3805(49)	0.0594(6)	0.7419(2)	0.7419(2)	0.7419(2)
	95%	0.4812(15)	0.6691(14)	0.0010(3)	0.0010(3)	0.0010(3)
	90%	0.3052(30)	1.0000(25)	0.0025(12)	0.0025(12)	0.0000(6)
2001	99%	0.0191(7)	0.0000(11)	0.2781(1)	0.2781(1)	0.2781(1)
	95%	0.0000(34)	0.0000(32)	0.0828(7)	0.0828(7)	0.0000(1)
	90%	0.0000(81)	0.0000(57)	0.5341(28)	0.4096(29)	0.0025(12)
2002	99%	0.2781(1)	0.2781(1)	0.2781(1)	0.2781(1)	0.2781(1)
	95%	0.0042(4)	0.0002(2)	0.0000(1)	0.0000(1)	0.0000(1)
	90%	0.0121(14)	0.0000(7)	0.0000(3)	0.0000(3)	0.0000(1)
2003	99%	0.0594(6)	0.0594(6)	0.0000(0)	0.0000(0)	0.0000(0)
	95%	0.8839(12)	0.0445(20)	0.0010(3)	0.0010(3)	0.0000(0)
	90%	0.0010(42)	0.0003(44)	0.0751(17)	0.0751(17)	0.0000(6)
2004	99%	0.7419(2)	0.0003(10)	0.0000(0)	0.0000(0)	0.0000(0)
	95%	0.0000(33)	0.0000(33)	0.0000(1)	0.0000(1)	0.0000(0)
	90%	0.0000(60)	0.0000(58)	0.6768(27)	0.6768(27)	0.0001(9)

Tabla 3. Backtesting al VaR de los Mercados Accionarios de México y Estados Unidos (continuación)

		S-H	D-N	S-M	Cópula N	Cópula t
2005	99%	0.0000(14)	0.0000(20)	0.2781(1)	0.2781(1)	0.2781(1)
	95%	0.0000(44)	0.0000(47)	0.6571(11)	0.6571(11)	0.0042(4)
	90%	0.0000(75)	0.0000(72)	0.0103(38)	0.0173(37)	0.0237(15)
2006	99%	0.0000(15)	0.0000(20)	0.2781(1)	0.2781(1)	0.2781(1)
	95%	0.0000(36)	0.0000(39)	0.0137(5)	0.0137(5)	0.0002(2)
	90%	0.0000(77)	0.0000(64)	0.5341(28)	0.5341(28)	0.0237(15)
2007	99%	0.0000(37)	0.0000(41)	0.0000(14)	0.0000(14)	0.0054(8)
	95%	0.0000(54)	0.0000(64)	0.0000(38)	0.0000(37)	0.0000(30)
	90%	0.0000(86)	0.0000(88)	0.0000(74)	0.0000(72)	0.0000(52)
2008	99%	0.7419(2)	0.7419(2)	0.7419(2)	0.7419(2)	0.7419(2)
	95%	0.4529(10)	0.6571(11)	0.0010(3)	0.0010(3)	0.0002(2)
	90%	0.0009(42)	0.1884(19)	0.1884(19)	0.1884(19)	0.0001(9)
2009	99%	0.7419(2)	0.7580(3)	0.7419(2)	0.7419(2)	0.7419(2)
	95%	0.4529(10)	0.4529(10)	0.0010(3)	0.0010(3)	0.0002(2)
	90%	0.3872(21)	0.3872(21)	0.0436(16)	0.0436(16)	0.0000(5)
2010	99%	0.0000(14)	0.0000(20)	0.3805(4)	0.3805(4)	0.7580(3)
	95%	0.0000(33)	0.0000(46)	0.0000(29)	0.0002(27)	0.8854(13)
	90%	0.0000(66)	0.0000(65)	0.0000(62)	0.0000(59)	0.0059(39)
2011	99%	0.7580(3)	0.7580(3)	0.7580(3)	0.7580(3)	0.7580(3)
	95%	0.0137(5)	0.0042(4)	0.0010(3)	0.0010(3)	0.0010(3)
	90%	0.1222(18)	0.0121(14)	0.0121(14)	0.0121(14)	0.0000(4)
2012	99%	0.0594(6)	0.0594(6)	0.7580(3)	0.7580(3)	0.7419(2)
	95%	0.0124(22)	0.0445(20)	0.0137(5)	0.0137(5)	0.0010(3)
	90%	0.0001(42)	0.0003(44)	0.3872(21)	0.3872(21)	0.0000(8)
2013	99%	0.3805(4)	0.3805(4)	0.7419(2)	0.7419(2)	0.7419(2)
	95%	0.0124(22)	0.2146(17)	0.0042(4)	0.0042(4)	0.0010(3)
	90%	0.4096(29)	0.6768(27)	0.0121(14)	0.0121(14)	0.0000(4)

Conclusiones

El objetivo de este trabajo fue estimar e identificar los patrones de pérdidas potenciales entre los mercados accionarios de México y Estados Unidos y con base en las estimaciones discernir cual o cuales metodologías del VaR son más precisas. En este sentido se comprueba y enfatiza las estimaciones obtenidas mediante la metodología VaR Cópula t-Student resultaron ser las más restrictivas, ponderando mayores pérdidas.

Mediante la investigación realizada fue posible determinar que el uso de la teoría de cópulas en la estimación de pérdidas potenciales a través del Valor en Riesgo es más viable que las metodologías utilizadas por la teoría económico-financiera convencional, conllevando a estimaciones más robustas.

En síntesis, se puede concluir que las estimaciones con metodologías más acordes al comportamiento de los activos financieros generan estimaciones más sensatas siendo el tomador de decisiones el que implementara la decisión óptima de la toma de riesgos. En este sentido, los resultados aquí expuestos recaen en la visión del académico y regulador, la cual busca estimaciones más acordes al comportamiento de los datos. Sin embargo, no es necesariamente ésta la visión de un inversionista o banquero, dado que el uso de una reserva mayor de capital implica menor disponibilidad de recursos para invertir. Sea cual sea la decisión que tome el tomador de decisiones se tiene como finalidad se conlleve a lograr una asignación más eficiente del capital y en este sentido obtener inversiones más productivas que en consecuencia impulsen el crecimiento económico financiero.

Referencias bibliográficas

- Aguirre, Alejandro I.; Vaquera, Humberto; Ramírez, Martha E.; Valdez, José R. y Aguirre, Carlos (2013). "Estimación del valor en riesgo en la Bolsa Mexicana de Valores usando modelos de heteroscedasticidad condicional y teoría de valores extremos". *Economía Mexicana*, Nueva Época, vol. XXII, núm. 1, pp. 177-205.
- Benavides, Guillermo (2007). "Procesos GARCH y valor en riesgo: un análisis empírico de futuros". *Panorama Socioeconómico*, núm. 35, pp. 92-105.
- Bucio, Christian y Ortiz, Edgar (2013). "Mercados Accionarios Desarrollados y Emergentes del Continente Americano: Dependencia y Valor en Riesgo". En

- Fronteras en Economía Financiera*, vol. 1, Ortiz, Francisco; López, Francisco y Venegas, Francisco (coords.), Universidad Panamericana, pp. 1-32.
- Best, Philip (1998). *Implementing Value at Risk*. John Wiley and Sons, England.
- Cherubini, Umberto; Luciano, Elisa y Vecchiato, Walter (2004). *Copula methods in finance*, John Wiley and Sons, England.
- Crouhy, Michel; Galai, Dan y Mark, Robert (2001). *Risk Management*. McGraw-Hill Education, Estados Unidos.
- Cortez, K.A.; Rodríguez, M.P. y Salazar, R. (2009). "Análisis del VaR en crisis y estabilidad: El caso de México y Argentina". *Innovaciones de Negocios*, 5(2), pp. 209-218.
- De Jesús, Raúl y Ortiz, Edgar (2013). "El efecto de la volatilidad del peso mexicano en los rendimientos y riesgo de la Bolsa Mexicana de Valores". *Contaduría y Administración*, 58 (3), pp. 89-119.
- De Lara, Alfonso (2009). *Medición y control de riesgos financieros*. Limusa, México.
- Dowd, Kevin (1998). *Beyond Value at Risk: The New Science of Risk Management*, *Frontiers in Finance Series*, John Wiley and Sons. England.
- Embrechts, Paul; Höing, Andrea y Puccetti, Giovanni (2005). "Worst VaR Scenarios Insurance". *Mathematics and Economics*, 37(1), pp. 115-134.
- Fantazzini, Dean (2008). "Dynamic Copula Modelling for Value at Risk". *Frontiers in Finance and Economics*, vol. 5, no. 2, pp. 72-108.
- Hotta, Luiz K.; Lucas, Edimilson C. y Palaro, Helder P. (2008). "Estimation of VaR using Copula and Extreme Value Theory". *Multinational Finance Journal*, 12 (3/4), pp. 205-218.
- Jorion, Philippe (2007). *Valor en Riesgo*. Limusa. México.
- Kupiec, P. (1995). "Techniques for Verifying the Accuracy of Risk Measurement Models". *Journal of Derivatives* 2, pp. 73-84.
- López, Francisco; Ortiz, Edgar y De Jesús, Raúl (2012). "Long Memory Behavior in the Returns of the Mexican Stock Market: Arfima Models and Value at Risk Estimation". *International Journal of Academic Research in Business and Social Sciences*, vol. 2, no. 10, pp. 113-133.
- Markowitz, Harry M. (1952). "Portfolio Selection". *Journal of Finance*, 7(1), pp. 77-91.
- Markowitz, Harry M. (1959). "Portfolio Selection, Efficient Diversification of Investments", *John Wiley and Sons*, New York.
- Nelsen, Roger B. (2006). "An Introduction to Copulas". *Springer*, Estados Unidos.
- Ozun, Alper y Cifter, Atilla (2007). "Portfolio Value-at-Risk with Time-Varying Copula: Evidence from the Americas". *MPRA Paper*, University Library of Munich, Germany.

- Penza, Pietro y Bansal, Vipul K. (2001). "Measuring Market Risk With Value at Risk", *John Wiley and Sons*, New York.
- Rank, Jörn (2007). *Copulas: From Theory to Application in Finance*. Risk Books, United Kingdom.
- Reyes, Francisco y Ortiz, Edgar (2013). "Modelos VaR-GARCH y portafolios de inversión trinacionales en los mercados accionarios del TLCAN". *Revista Mexicana de Economía y Finanzas*, vol. 8, no. 2, pp. 129-155.
- Romano, Claudio (2002). "Applying Copula Function to Risk Management". *Working Paper*, University of Rome, La Sapienza.
- Torres, Gabriel y Olarte Ana (2009). "Valor en riesgo desde un enfoque de cópulas". *AD-MINISTER Universidad EAFIT* 15, pp. 113-136.