

# **Una aproximación al cálculo del VaR para las acciones del Mercado Integrado Latinoamericano (MILA) mediante metodologías paramétricas y no paramétricas**

**Trabajo presentado como requisito parcial para optar al título de magíster en  
Administración Financiera**

**Leidy Korin Cuadros Alarcón<sup>1</sup>**

**Leider Antonio Narváez Semanate<sup>2</sup>**

**Asesor: Fredy Pérez R, MMA**

**UNIVERSIDAD EAFIT  
ESCUELA DE ECONOMÍA Y FINANZAS  
MAESTRÍA EN ADMINISTRACIÓN FINANCIERA  
CALI  
2015**

---

<sup>1</sup> [lkcmiami@yahoo.com](mailto:lkcmiami@yahoo.com)

<sup>2</sup> [semanate@hotmail.com](mailto:semanate@hotmail.com)

# Una aproximación al cálculo del VaR para las acciones del Mercado Integrado Latinoamericano (MILA) mediante metodologías paramétricas y no paramétricas

## Resumen

El Mercado Integrado Latinoamericano (MILA) se planteó desde su nacimiento como un mecanismo de internacionalización de los mercados de valores de Chile, Colombia y Perú, en sintonía con los fuertes lazos económicos y políticos que unen a estos tres países. Asimismo, ha supuesto el ensanchamiento del horizonte de inversión para individuos e instituciones, al permitirles a los inversionistas locales comprar y vender acciones de empresas domiciliadas en entornos geográficos disímiles, que participan en diversos sectores económicos y que, en consecuencia, están expuestas a factores de riesgo diferentes; en últimas, les ha permitido ampliar el abanico de opciones de inversión en renta variable y, por tanto, ha mejorado las posibilidades de diversificación de los portafolios. En el presente trabajo investigativo se cuantifica el impacto que, en términos de riesgo de mercado ha tenido el MILA, utilizando como referencia la medición y comparación del VaR (valor en riesgo) entre portafolios que se han diversificado por medio del MILA y aquellos que solo han invertido en activos locales; para tal efecto se utilizan las series del índice regional MILA S&P 40 y de los índices locales IPSA, COLCAP e IGBVL. El ejercicio de medición del VaR a través de metodologías paramétricas, basadas en las distribuciones normal y t de Student, así como en métodos no paramétricos, como la simulación histórica, logró demostrar los efectos positivos, en términos de medición del riesgo de mercado, en portafolios de acciones inscritas en el MILA.

## Palabras clave

Mercado Integrado Latinoamericano (MILA), valor en riesgo (VaR), simulación histórica, métodos paramétricos.

## Abstract

*MILA (Latin American Integrated Market), was created as a mechanism of internationalization to capital markets from Chile, Colombia and Peru, in line with the strong politics and economics relationships between these countries. Also, it has involved the widening of the investment horizon to the individuals and institutions, allowing to the local investors to buy and sell stocks from companies located on different geographic environments, operating on various economic sectors, and therefore, are exposed to different risk factors, lately, it has allowed to extend the range of equity investment choices, therefore, has improved the portfolios diversification. This research work, quantifies the impact, in terms of risk, that is owed to MILA, using as reference the measurement and comparison of VaR (Value at Risk), between portfolios that has been diversified using the MILA, and them that just are invested in local assets, for this purpose are used the MILA S&P 40 series, and IPSA, COLCAP, and IGBVL series (local indexes). The VaR measurement work, through parametric methodologies, using the normal and t-student distribution, and also the non-parametric methodologies, as the historic simulation, can show the positive effects, in terms of risk measure, in portfolios with stocks listed on MILA.*

## Keywords

*Latin American Integrated Market (MILA), value at risk (VaR), historic simulation, parametric methods.*

# 1 INTRODUCCIÓN

En mayo de 2011 tuvo lugar el nacimiento de un nuevo mercado de valores regional, conocido como MILA (Mercado Integrado Latinoamericano); fue el fruto de un acuerdo entre las bolsas principales de Chile, Colombia y Perú; en su orden, la Bolsa de Valores de Santiago, la Bolsa de Valores de Colombia y la Bolsa de Valores de Lima. Dicho acuerdo consistía en la creación de una plataforma que permitiera transar acciones de los tres países a los inversionistas domiciliados en cualquiera de las plazas, buscando solventar las dificultades legales, operativas y tributarias que suponía, hasta entonces, el proceso de inversión transnacional. En principio, el MILA comprende un mercado de acciones integrado, una plataforma tecnológica accesible a los agentes de los mercados de valores con licencia en cualquiera de los tres países, que les permite comprar o vender acciones de compañías que no de necesidad están radicadas en su país, lo que permite eliminar las barreras que han dificultado los procesos de inversión de portafolio entre dichos países, en particular las relacionadas con los aspectos operativos, legales y tributarios. Al respecto, el nacimiento del MILA vino acompañado de la puesta en marcha de un acuerdo entre los sistemas de custodia de títulos valores de los tres países, DCV, Deceval, y Cavali, que permitió que solamente fuera necesaria la intervención de un intermediario local, de cualquiera de los países, a la hora de realizar una negociación, y que dicha operación fuera liquidada y compensada sin que ello comportara dispendiosos procesos o trámites adicionales.

La intencionalidad del MILA es responder a la realidad económica que implica el surgimiento de una fuerte dinámica de intercambio de capitales a escala latinoamericana, en particular entre países que han desarrollado políticas económicas favorables al desarrollo libre de los mercados y al fomento de la inversión privada; de manera notable, Chile, Colombia y Perú se han caracterizado por hospedar compañías que emprenden proyectos regionales, así como por ser destinatarios de inversiones de sus vecinos. La mayor parte de estas inversiones han sido clasificadas como inversión extranjera directa (IED), por su naturaleza de largo plazo y porque han sido realizadas con el objetivo de emprender proyectos industriales o comerciales; no obstante, el MILA pretende integrar en esa misma dinámica a las inversiones financieras o de portafolio, buscando mejorar la profundidad de los mercados, las posibilidades de diversificación de los portafolios y dar pie a proyectos que puedan ser financiados en la región; en últimas, contribuir a la prosperidad de las economías locales a través de la consolidación de un mercado de capitales más grande, dinámico y eficiente.

La diversificación, desde la perspectiva de los inversionistas locales, es, sin duda, uno de los beneficios más importantes del MILA. Agentes individuales e institucionales de los mencionados países han estado restringidos a lo largo de la historia por las fronteras nacionales a la hora de invertir en activos financieros, lo cual supone una exposición elevada a riesgos asociados con coyunturas políticas, fenómenos naturales u otros factores de carácter nacional; en ese sentido, permitirles localizar sus capitales en otros países no solo amplía su universo de opciones de inversión, sino que contribuye en la mitigación del riesgo sistémico, que en portafolios limitados a su contexto geográfico es sustancialmente mayor.

El propósito de este documento es analizar el impacto que, en términos de riesgo medido a través del VaR, se plantea invertir de forma diversificada en un portafolio de acciones listadas en el

MILA, frente a hacerlo en portafolios que están limitados por las fronteras nacionales. En ese sentido, se utiliza como portafolio modelo del MILA el que constituye el índice MILA S&P 40 y los índices IPSA, COLCAP e IGBVL, para los mercados chileno, colombiano y peruano, en su orden. Con el fin de medir el VaR se utilizan metodologías paramétricas, en particular las basadas en la distribución normal y en la t de Student, así como métodos no paramétricos, como el de simulación histórica.

El documento cuenta con seis secciones, que incluyen la introducción y la bibliografía, y está estructurado como se indica a continuación. En la sección dos se presenta el marco conceptual, que comprende los antecedentes históricos y teóricos, así como una sistematización de las metodologías que sirven como fundamento del trabajo; más tarde, en la sección tres, se plantea el método de solución o metodología, en el que se especifican el proceso lógico y las herramientas teóricas que se utilizaron; en la sección cuatro se presentan los resultados y en la cinco se presentan las conclusiones.

## 2 Marco conceptual

La estructura teórica detrás del concepto de valor en riesgo (en adelante: VaR) producido por J.P. Morgan (1994) ha evolucionado de manera trascendental, tanto para el mundo financiero como la comunidad investigativa. Desde su publicación en 1994, la nobleza y maleabilidad de la teoría subyacente al VaR ha permitido una constante evolución, tanto en materia de evaluación y gestión del riesgo, como en las políticas aplicadas en las instituciones financieras de control del mismo.

Detrás de la aplicación del método de valoración del grado de exposición del riesgo financiero existe una estructura teórica que soporta los innumerables avances en la medición del VaR. Por lo tanto, dicha estructura teórica es el motivo de la presente sección, en la que se presentan, definen y relacionan las bases teóricas del valor en riesgo.

Johnson (2001) define el VaR como el límite superior de la integral de la función de retornos esperados. Sin embargo, y sin perder robustez, la definición más aceptada en la literatura del valor en riesgo indica que el mismo es “la máxima pérdida de una posición financiera, durante un período de tiempo dado y para un nivel de probabilidad establecido” (Tsay, 2010, p. 326). El marco conceptual de la anterior definición delimita el estudio del VaR a una categoría probabilística. Sin embargo, en su estructura compleja, Tsay (2010) ofrece la siguiente representación de la definición del valor en riesgo:

$$p = \Pr[L(l) \geq \text{VaR}] = 1 - \Pr[L(l) < \text{VaR}] \quad (1)$$

La ecuación (1) muestra que la probabilidad de que la función asociada con la pérdida esperada  $L(l)$  sea mayor o igual al valor en riesgo, con un horizonte de tiempo de  $l$ , es igual a  $p$ .

Dada la complejidad de (1) para el desarrollo de resultados prácticos, algunos autores han elaborado estructuras matemáticas menos rigurosas, cuyos resultados representan la definición del valor en riesgo y, además, permiten contemplar nuevos caminos para el mejoramiento de la precisión de los resultados obtenidos por un VaR. Investigadores como McNeil, Frey y Embrechts (2005), Tsay (2010) y Hendricks (1996), entre otros, sugieren una estructura representativa del VaR menos compleja:

$$\text{VaR}_\alpha = \mu + \sigma f^{-1}(\alpha) \quad (2)$$

La ecuación (2) indica que el valor en riesgo, medido con un nivel de confianza de  $\alpha\%$ , es igual a la suma entre el primer momento estadístico de la función de distribución asociada con la muestra, o media muestral, y el producto entre el segundo momento estadístico de la mencionada función de distribución, o desviación estándar muestral, y la función de distribución inversa asociada con la muestra en estudio. El anterior método de estimación del VaR sugiere que el comportamiento de la muestra del activo, o la posición financiera a la cual se le quiere medir el grado de exposición al riesgo, podría estar vinculado con una función de distribución teórica como una  $t$  de Student, una distribución normal estándar o una  $\chi^2$ , entre muchas otras posibles funciones de distribución generalmente utilizadas en la literatura financiera y estadística.

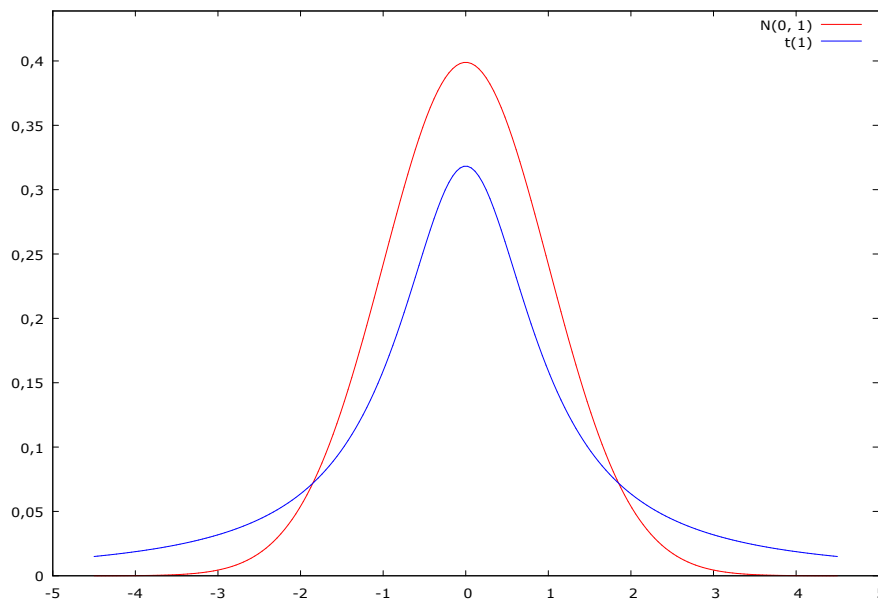
El método de cálculo del VaR proveniente de la ecuación (2) se conoce en la literatura académica como método paramétrico, pues supone que la muestra del activo se comporta idénticamente de acuerdo con la función de distribución preestablecida,  $f(\alpha)$ , cuyos parámetros son los dos primeros momentos estadísticos,  $\mu$  y  $\sigma$ , es decir la media y la desviación estándar muestral, en su orden (Hendricks; 1996). Al estudiar los métodos paramétricos de obtención del valor en riesgo, la literatura establece dos formas que se utilizan usualmente por su practicidad. En ellas, de la ecuación (2) se transforma  $f^{-1}(\alpha)$ , el inverso de la función de distribución, según que se trate de una distribución normal o de una  $t$  de Student. En concreto, si se deseara calcular un valor en riesgo con una distribución normal, se debe tener presente que el  $f^{-1}(\alpha)$  debe corresponder a un comportamiento en los datos similares o característicos a los de una distribución de ese tipo. Sin embargo, al calcular un valor en riesgo por medio de una  $t$  de Student se debe utilizar la misma expresión (2) ajustándola por el siguiente factor de impacto:

$$\text{Curtosis}_t = \frac{3(v-2)}{(v-4)} \quad (3)$$

La ecuación (3) es un factor de impacto que afecta la ecuación (2), cuando se desea calcular el valor en riesgo con una distribución t de Student. En la ecuación (3)  $\nu$  es el número de grados de libertad asociados con la misma.

Uno de los enclaves en la teoría financiera actual fue fruto del trabajo del premio Nobel en Economía Robert Engle. Uno de los resultados principales de dicho autor (1982) fue encontrar evidencia estadística que indica que las series de tiempo financieras tienen un comportamiento particular en las colas: encontró que la masa probabilística en las colas de la distribución es mayor en las series financieras que en otro tipo de series temporales.

**Gráfica 1.**Comparativo entre las distribuciones normal estándar y t de Student con 1 grado de libertad



Fuente: Resultados propios obtenidos mediante el software *Gretl*

La gráfica 1 representa los resultados obtenidos por Engle (1982). En él se observa con claridad que las colas de la distribución t, son más amplias o “gordas” que las de la distribución normal. Este resultado sugiere que, ante el cálculo del VaR mediante la ecuación (2), lo indicado, de acuerdo con el comportamiento evidenciado el autor citado en las series financieras, sería ajustar  $f(\alpha)$  por una t de Student.

Uno de los inconvenientes evidenciados en la utilización del método paramétrico es restringir la muestra a una distribución estandarizada, pues, al no existir ninguna evidencia o criterio para vincular la muestra con una función de distribución estandarizada, como la t de Student, se puede

perder validez en los resultados de las pruebas de hipótesis y, más aún, en la precisión de los resultados obtenidos por el VaR señalado en (2).

Una solución institucionalmente práctica es la de no suponer nada respecto a la distribución de la muestra del activo financiero. Frente a esta problemática, García Villalón y Martínez Barbeito (2005), McNeil, Frey y Embrechts (2005), Martínez Barbeito, Bouza Herrera, Allende Alonso y Chen (2005), entre otros investigadores, han propuesto el método análogo de estimación del VaR conocido como metodología no paramétrica. En este tipo de propuesta metodológica no se encadena la muestra a una función de distribución estandarizada, sino que se deja que los datos se presenten como son: al no utilizar una función estandarizada, las pruebas de hipótesis aplicadas sobre los momentos muestrales de la distribución de la serie del activo son inútiles. Al no existir significancia estadística sobre los resultados arrojados en una ecuación del tipo (2), las estimaciones del VaR carecen de precisión y veracidad. Sin embargo, pese a las múltiples maneras de obtener un VaR no paramétrico, aquel que es institucionalmente más eficiente por su practicidad y su sencillez es el método de simulación histórica ajustada por volatilidad.

Investigadores como Lamothe y Contreras (2008), entre otros, sugieren una representación del cálculo del VaR mediante simulación histórica por medio de la siguiente forma compleja.

$$VaR_{t+1|t}^{SH} = Percentil\{\{Z_t\}_{t=1}^n, \alpha\% \} \quad (4)$$

En la ecuación (4) se encuentra la interpretación compleja del cálculo del VaR según el método no paramétrico de la simulación histórica. La ecuación (4) quiere decir que, para obtener el VaR por simulación histórica en una muestra dada, de una distribución de datos  $Z_t$ , se deben organizar los retornos de los activos de mayor a menor y seleccionar un nivel de confianza de  $\alpha\%$ . Una vez seleccionado el nivel de confianza y reorganizados los retornos de los activos, el VaR para la posición financiera será aquel en el cual la muestra se corte en el  $\alpha\%$ . Cabe mencionar que los retornos de los activos se ajustarán por la volatilidad mediante la ecuación

$$r_{t,i}^* = \frac{\sigma_{T,i} r_{t,i}}{\sigma_{t,i}} \quad (5)$$

Es decir que, debido a la ecuación (5), los retornos de la serie del activo en estudio se ajustarán mediante el pronóstico más reciente de la desviación estándar,  $\sigma_{T,i}$ , y el  $i$ -ésimo pronóstico de la desviación estándar,  $\sigma_{t,i}$ .

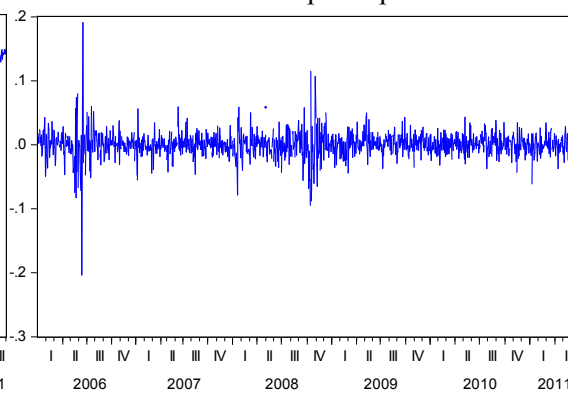
Engle (1982) demostró, mediante su famoso modelo GARCH, que la volatilidad, si se mide mediante la desviación estándar de la serie de tiempo financiera, podría pronosticarse en ciertas consideraciones especiales. De acuerdo con Gujarati y Porter (2010), en general las series de

tiempo poseen la característica de que, al utilizar las mismas en niveles, más no en retornos, presentan el inconveniente de ser no estacionarias o, en otros términos, “caminatas aleatorias”. Lo anterior significa que la correlación entre un activo en el momento  $t$  y un activo en el momento  $t+i$  será igual a uno. La situación en la cual la serie de tiempo es “caminata aleatoria” no es conveniente para el pronóstico de las mismas, ni para la teoría econométrica estándar. Por tanto, de acuerdo con Engle (1982), Gujarati y Porter (2010), Martínez Barbeito, Bouza Herrera, Allende Alonso y Chen (2005), y, en especial, Bollerslev (1986), para eliminar el efecto de caminata aleatoria en una serie temporal se deben tomar las primeras diferencias de la serie para obtener otras estacionarias y así solucionar el problema de no Estacionariedad.

**Gráfica 2.** Serie de tiempo en niveles



**Gráfica 3.** Serie de tiempo en primeras diferencias



Fuente: Resultados propios basados en la serie de tiempo del precio de la acción de Bancolombia

Las gráficas 2 y 3 son la representación del problema de identificación mencionado por Gujarati y Porter (2010). La gráfica 2 es un ejemplo de una serie de tiempo en niveles que es no estacionaria, mientras que la gráfica 3 es la transformación de la gráfica 2, tomada en sus primeras diferencias<sup>3</sup>.

En términos concretos, en las series financieras, Engle (1982) demostró que los retornos de la serie del activo son las mismas primeras diferencias del precio del mismo. Por tanto, se puede concluir que, al tomar el retorno de un activo, se estaría solucionando el problema de no Estacionariedad en la serie de tiempo.

Gujarati y Porter (2010) presentan un modelo generalizado autorregresivo con varianza condicional heteroscedástica, o GARCH (por la expresión en inglés: *generalized autoregressive conditional heteroscedastic model*). De acuerdo con dichos autores:

<sup>3</sup>El objetivo en el presente documento no es mostrar los detalles concretos de la metodología de Box y Jenkins (1973). Para una mayor información respecto a los criterios y conceptos econométricos relacionados con la metodología Box-Jenkins véase Gujarati y Porter (2010).

La problemática de los modelos ARIMA y GARCH y la forma de proceder para la solución econométrica de dichos modelos se conoce como metodología de Box y Jenkins.



$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2 + \alpha_2 \sigma_{t-1}^2 \quad (6)$$

Según la ecuación (6), la varianza condicional depende no solo del rezago del término de error elevado al cuadrado,  $u_{t-1}^2$ , sino que también depende del rezago de la variabilidad de la serie,  $\sigma_{t-1}^2$ . Por tanto, un método de pronóstico adecuado fundamentado en la ecuación (6) mostraría la varianza en  $t + 1$ , tal como se plantea en la ecuación (7):

$$\sigma_{t+1}^2 = \alpha_0 + \alpha_1 u_t^2 + \alpha_2 \sigma_t^2 \quad (7)$$

En consecuencia, para la obtención del VaR por medio de simulación histórica por lo general se utilizan los resultados de la estimación de un modelo GARCH (p,q), como el presentado en la ecuación (6), sobre la ecuación (4). De esta manera se procederá a utilizar la ecuación (4), tal como lo sugieren Lamothe y Contreras (2008), para obtener el VaR no paramétrico.

Existen diferentes propuestas metodológicas para desarrollar valores en riesgo paramétricos y no paramétricos. En una de las propuestas paramétricas, Martínez Barbeito, Bouza Herrera, Allende Alonso y Chen (2005) comparan valores en riesgo obtenidos con modelos de media móvil simple, media móvil con ponderación exponencial (EWMA: *exponentially weighted moving average*) y con los ya mencionados modelos GARCH (p,q). De acuerdo con los autores, y utilizando la ecuación (6) de Gujarati y Porter (2010), los términos  $\alpha_i$  pueden estar ajustados de acuerdo con criterios temporales. Es posible que se ponderen con un mayor peso aquellos datos obtenidos en días más recientes, mientras que los datos provenientes de días más lejanos tengan una ponderación menor. Según los mismos autores, este proceso conocido como ajuste por media móvil con ponderación exponencial (EWMA) genera resultados más precisos que aquellos obtenidos por ajuste de media móvil Simple, en los cuales se ponderan por igual los resultados obtenidos en todos los días. El resultado de Martínez Barbeito, Bouza Herrera, Allende Alonso y Chen (2005), al compararlo con los obtenidos del VaR mediante el modelo GARCH (p,q), indica que el VaR proveniente del GARCH es superior en precisión al VaR obtenido por los anteriores métodos.

Sin embargo, es de notar que los anteriores resultados solo aplican en un contexto paramétrico. Por otro lado, cuando no se ajusta la muestra a momentos estadísticos predeterminados, el método de Monte Carlo es tal vez una de las mejores opciones encontradas en la literatura. Vergara Cogollo y Maya Ochoa (2009) afirman que este modelo es más robusto en comparación con los modelos paramétricos. Sin embargo, para la utilización de este proceso se requieren un medio computacional robusto y un modelamiento de los datos adecuad, con el objetivo de determinar cuál tipo de modelo de la familia GARCH utilizar. De acuerdo con las autoras, “los modelos tipo GARCH pronostican mejor el VaR, puesto que logran capturar el efecto de las colas pesadas en las series”.

Como resultado, Vergara Cogollo y Maya Ochoa (2009) señalan que predeterminar o suponer que los datos siguen una distribución como la normal conduce a que los resultados subestimarían el riesgo de pérdida de una inversión.

Las últimas investigaciones relacionadas con la medida del grado de exposición al riesgo de una inversión infieren medidas más sofisticadas en materia estructural. Londoño (2011) propone y ejecuta una red neuronal para la obtención de un valor en riesgo. Sin embargo, desde el punto de vista práctico, la viabilidad de esta metodología puede ser cuestionable.

### 3 Método de solución

Como se ha establecido, el presente artículo busca cuantificar el grado de exposición al riesgo para una canasta de índices de bolsa latinoamericanos. En esta sección se presentan los diferentes métodos de solución, cuyo propósito es alcanzar los objetivos establecidos para este trabajo. Como se contempló en el desarrollo del marco conceptual, se utilizaron tres métodos para obtener el VaR, los cuales son: uno no paramétrico mediante simulación histórica ponderada por volatilidad y dos paramétricos: el VaR-normal y un VaR ajustado por una t de Student o VaR-t.

Previo al desarrollo del problema, es necesario aclarar que los índices en estudio son aquellos representativos del Mercado Integrado Latino Americano (MILA). En concreto, se sometieron a estudio el IPSA, representativo de la Bolsa de Santiago de Chile; el COLCAP, indicador de la bolsa colombiana, y el índice peruano IGBVL. Además, se estudió el S&P-MILA, que es un indicador calculado por Standard and Poor's que monitorea el mercado MILA.

Los datos obtenidos para la ejecución del presente ejercicio investigativo fueron obtenidos de Bloomberg. Tienen frecuencia diaria y se estudiaron desde el primero de septiembre de 2011 hasta el doce de septiembre de 2014. Por lo tanto, se cuenta con 780 datos como horizonte temporal.

De igual manera, se especifica que se utilizaron los retornos de las series debido al problema de Estacionariedad señalado en el marco conceptual. Para este propósito, a todas las series estudiadas se les aplicó la siguiente fórmula:

$$R_{t,a} = \ln(P_{t,a} / P_{t-1,a}) \quad (8)$$

en donde  $R_t$  es el retorno del activo a en el tiempo t y equivale al logaritmo natural del cociente entre el precio del activo a en el tiempo t y el precio del mismo en el tiempo t-1.

### **3.1 Método de solución mediante el método no paramétrico**

De acuerdo con lo mencionado en el marco conceptual, una vez obtenidos los retornos de cada una de las series en estudio, se evaluaron las mismas de manera que sean estacionarias. A continuación se utilizaron las volatilidades generadas por la ecuación (6). Por último, se transformaron los resultados mediante la ecuación (5) y, a partir de esto, se calculó el VaR no paramétrico por simulación histórica ponderada por volatilidad mediante la ecuación (4).

### **3.2 Método de solución mediante métodos paramétricos**

En estos métodos se utilizaron los retornos de las series, previo análisis de Estacionariedad en las mismas. Una vez se determinó que las series no presentan ningún tipo de inconveniente desde el punto de vista estadístico, se utilizó la ecuación (2) para el cálculo del VaR-normal y, para el cálculo del VaR por t de Student se realizó el ajuste indicado por la ecuación (3).

## **4 Presentación y análisis de los resultados**

Como se planteó inicialmente, las series en estudio son los indicadores del precio del IPSA, de la Bolsa de Santiago de Chile, del COLCAP, de la Bolsa de Valores de Colombia, del IGBVL, de Perú, y del índice de Standard and Poor's que mide el desempeño del MILA, es decir, el S&P MILA.

Gujarati y Porter (2010) establecen que, para realizar un análisis financiero de las series de tiempo, es necesario determinar si dichas series son estacionarias. Al examinar el comportamiento de las series de los precios y realizar las pruebas de Dickey-Fuller sobre las series de los precios de los activos en estudio, se encontraron los resultados presentados en las tablas 1), 2), 3) y 4) del anexo.

En los resultados encontrados en las pruebas de Dickey-Fuller, con un nivel de significancia de hasta el 10%, existe evidencia estadística que indica que las series son no estacionarias.

Además, se presentan los anteriores resultados en la siguiente tabla de resumen:

Tabla 1.

Pruebas de significancia estadística	IPSA	COLCAP	IGBVL	SP-MILA
Dickey-Fuller	Acepta	Acepta	Acepta	Acepta
Phillips-Perron	Acepta	Acepta	Acepta	Acepta
KPSS (Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin)	Acepta	Acepta	Acepta	Acepta

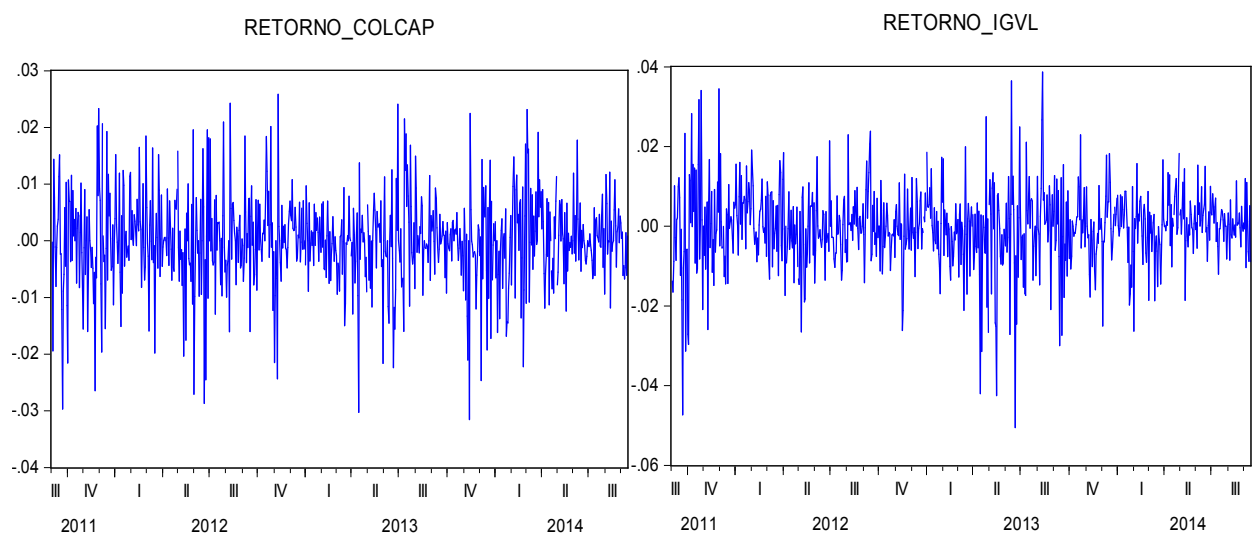
Fuente: Resultados obtenidos mediante software *Eviews*

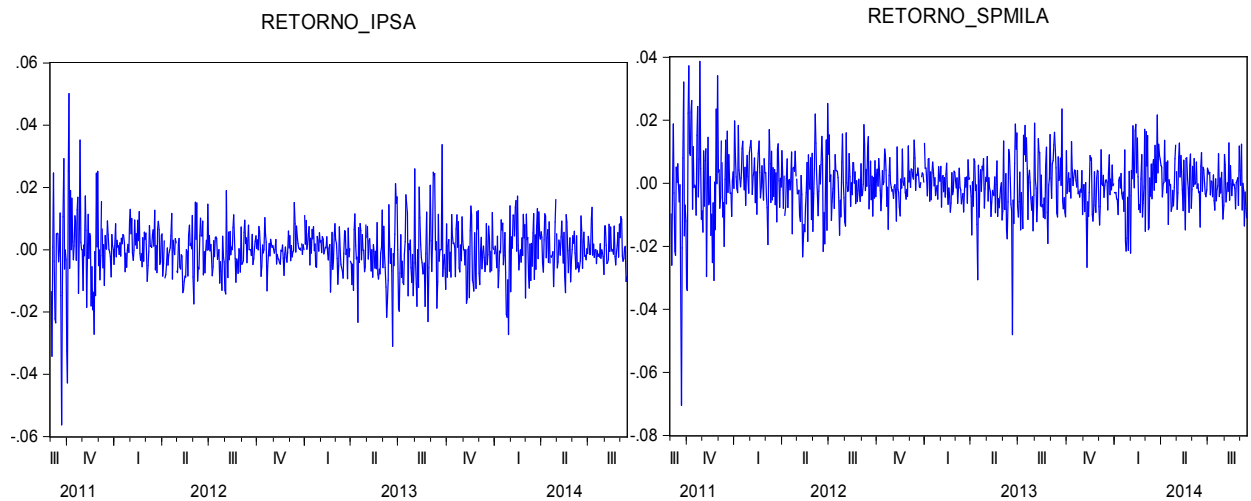
Como se observa en la tabla 1., al realizar las pruebas estadísticas para determinar si las series de tiempo son o no estacionarias, en las diferentes pruebas, como la de Dickey-Fuller, la de Phillip-Perron y la KPSS, se acepta que las series de tiempo del IPSA, el COLCAP, el IGBVL y el índice S&P MILA son no estacionarias. Como lo establecen Gujarati y Porter (2010), este problema se presenta debido a que se utiliza la serie en niveles. Por tanto, es necesario transformar y utilizar los retornos de las series de los diferentes activos en estudio.

Una vez que se transformaron las series de los activos a sus respectivos retornos se obtuvieron los resultados presentados en las tablas 5), 6), 7) y 8) del anexo.

Las anteriores pruebas de hipótesis indican que todas las series de los retornos son estacionarias y, por tanto, son aptas para la inferencia estadística. Para observar el comportamiento gráfico de las series de tiempo de los retornos de los activos en estudio conviene observar las siguientes gráficas.

Gráfica 4.



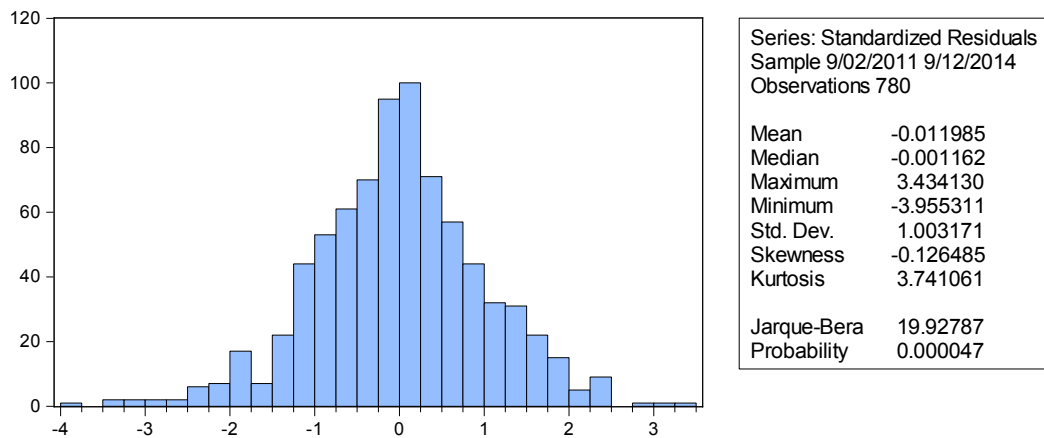


Las anteriores gráficas muestran una serie de retornos con conglomerados (*clusters*); de acuerdo con Engle (1982), este tipo de gráficas representan el comportamiento de una típica serie estacionaria.

Las ecuaciones del modelo GARCH asociadas con las series de los retornos del IPSA, el COLCAP, el IGBVL y el S&P MILA, relacionadas en el anexo, indican que solamente hay un rezago, tanto del residuo como de la varianza, es decir, el modelo asociado es un GARCH (1,1), para el COLCAP. Para los retornos del IGBVL existe un GARCH(1,0) asociado con su comportamiento. Frente a los retornos del IPSA, se encontró un GARCH(1,1) y, por último, para el S&P MILA el mejor modelo asociado fue un GARCH(1,1).

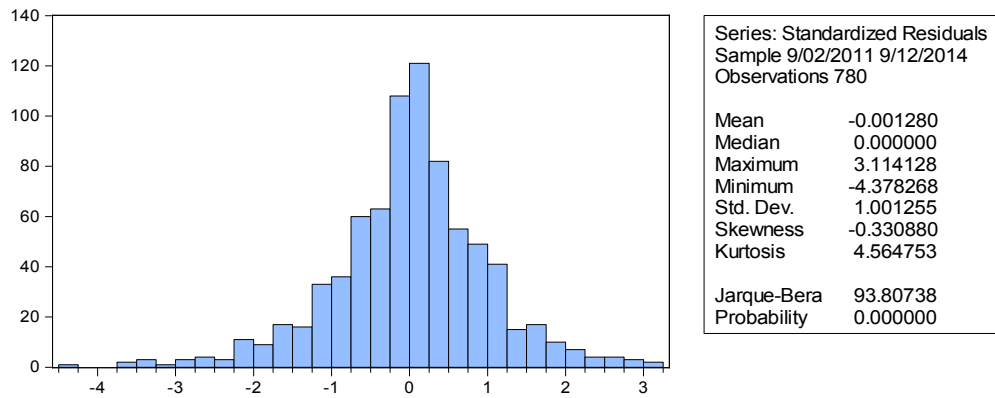
A continuación se presenta el comportamiento de los residuos de los modelos GARCH determinados para los diferentes índices en estudio.

**Tabla 2.** Histograma de los residuos para el modelo GARCH(1, 1) del IPSA



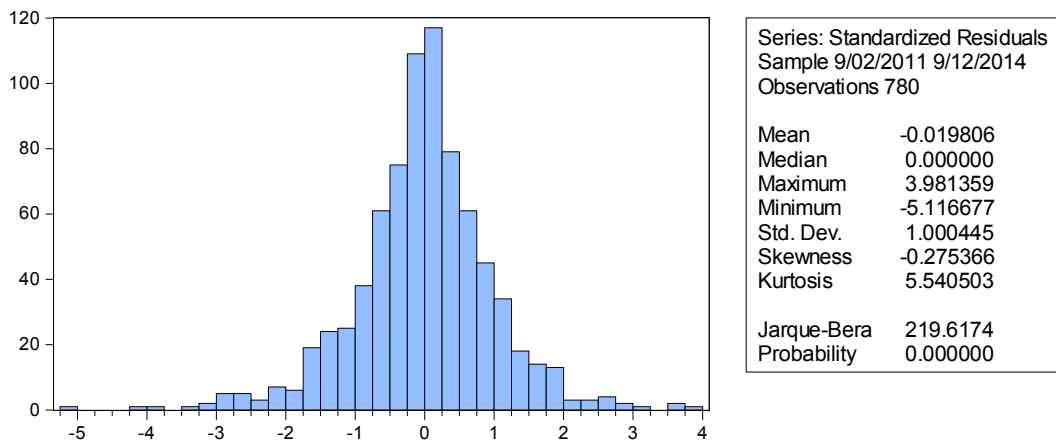
Fuente: Elaboración propia con Software Eviews

**Tabla 3.** Histograma de los residuos para el modelo GARCH(1, 1) del COLCAP



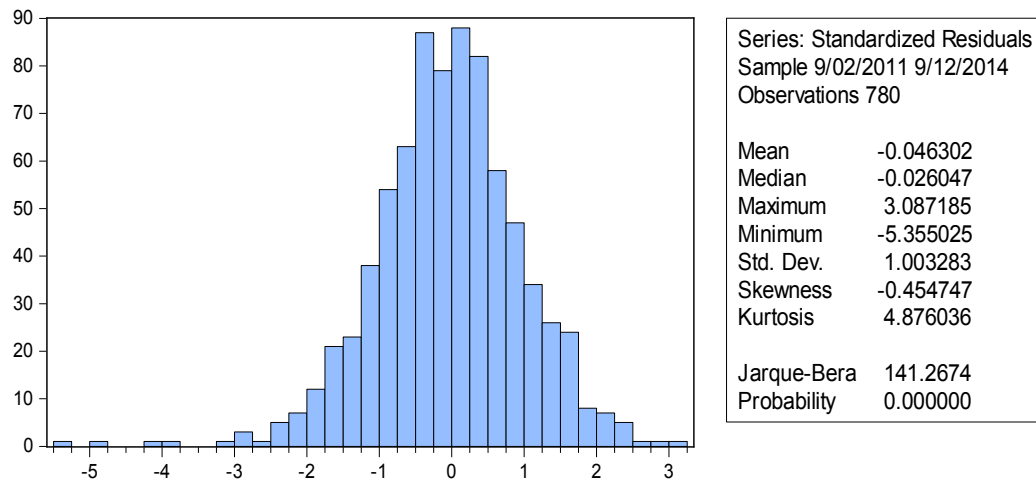
Fuente: Elaboración propia con Software Eviews

**Tabla 4.** Histograma de los residuos para el modelo GARCH(1, 0) del IGBVL



Fuente: Elaboración propia con Software Eviews

**Tabla 5.** Histograma de los residuos para el modelo GARCH(1, 1) del S&P MILA



Fuente: Elaboración propia con Software Eviews

En todos los histogramas se observan probabilidades de 0, lo que indica que existe evidencia estadística de que los residuos de los retornos no se comportan normalmente.

Los modelos GARCH de las diferentes series de tiempo de los retornos se utilizaron para obtener la serie de las varianzas condicionales, las cuales se presentarán en el anexo.

Antes de presentar los resultados obtenidos del valor en riesgo mediante simulación histórica, una vez obtenida la serie de los retornos de las varianzas condicionales de los modelos GARCH para los diferentes activos, se ofrecen los momentos estadísticos que resultan del proceso.

**Tabla 6.** Estadísticos del IPSA

Parámetros del retorno de IPSA	
Tamaño de la muestra	781
Media	-0,0000980
Varianza condicional (R)	0,00003790
Desviación estándar	0,0061563

Fuente: Elaboración propia

**Tabla 7.** Estadísticos del COLCAP

Parámetros del retorno de COLCAP	
Tamaño de la muestra	781
Media	0,0000699
Varianza condicional (R)	0,00003530
Desviación estándar	0,00594138

Fuente: Elaboración propia

**Tabla 8.** Estadísticos del IGBVL

Parámetros del retorno de IGBVL	
Tamaño de la muestra	781
Media	-0,0002597
Varianza condicional (R)	0,00008710
Desviación estándar	0,00933274

Fuente: Elaboración propia

**Tabla 9.** Estadísticos del S&P MILA

Parámetros del retorno de S&P MILA	
Tamaño de la muestra	781
Media	-0,0002946
Varianza condicional (R)	0,0000563000
Desviación estándar	0,007503333

Fuente: Elaboración propia

El valor en riesgo obtenido por simulación histórica ponderada por volatilidad ajustada se presenta en la siguiente tabla:



**Tabla 10.** VaR por simulación histórica

Nivel de confianza		Simulación histórica ponderada por modelación con mediante GARCH(p, q)			
1- $\alpha$	$\alpha$ (%)	IPSA	COLCAP	IGBVL	S&P MILA
95	5	0,7803852%	0,94116%	1,17837%	0,79415%
95,5	4,5	0,8135962%	0,96848%	1,21990%	0,80409%
96	4	0,8299854%	1,00299%	1,25051%	0,81244%
96,5	3,5	0,8751280%	1,02171%	1,29619%	0,82446%
97	3	0,8911069%	1,11197%	1,40387%	0,84469%
97,5	2,5	0,9197961%	1,12467%	1,56730%	0,85561%
98	2	0,9532017%	1,17221%	1,74066%	0,90213%
98,5	1,5	0,9778452%	1,23151%	2,19050%	1,15155%
99	1	0,9883887%	1,25834%	2,40796%	1,23046%

Fuente: Elaboración propia

La tabla 10 muestra los resultados obtenidos del valor en riesgo para los diferentes activos y según el método no paramétrico. Lo anterior se obtuvo para diferentes niveles de confianza, que van desde el 5% hasta el 1%. Por ejemplo, una inversión en el COLCAP con un nivel de significancia estadística del 1% conlleva un grado de riesgo del 1,25834%. De esta manera, si se realizara una inversión de \$100.000.000, la pérdida racionalmente aceptada, es decir, la máxima pérdida que en dicho sentido se podría aceptar en una inversión de tal magnitud sería del 1,25834%, que es equivalente a \$1.258.335,33. De manera análoga, el menor riesgo asumido en una inversión se ve en la canasta del IPSA del mercado de Chile, el cual, con un nivel de confianza del 5% podría permitirse una pérdida racional de 0,78039%.

El valor en riesgo obtenido mediante el método paramétrico del VaR-normal presentó los siguientes resultados:

**Tabla 11. VaR-normal**

Nivel de confianza		VaR-Normal			
1- $\alpha$	$\alpha$ (%)	IPSA	COLCAP	IGBVL	S&P MILA
95	5	1,002817%	0,984261%	1,509126%	1,204730%
95,5	4,5	1,033933%	1,014292%	1,556298%	1,242655%
96	4	1,067971%	1,047141%	1,607897%	1,284139%
96,5	3,5	1,105662%	1,083516%	1,665036%	1,330078%
97	3	1,148069%	1,124442%	1,729323%	1,381763%
97,5	2,5	1,196808%	1,171481%	1,803211%	1,441168%
98	2	1,254545%	1,227202%	1,890738%	1,511538%
98,5	1,5	1,326168%	1,296325%	1,999316%	1,598832%
99	1	1,422365%	1,389163%	2,145147%	1,716078%

Fuente: Elaboración propia

Con una probabilidad del 5%, una inversión en el IPSA podría presentar una pérdida racional de hasta el 1,002817%. El mayor VaR-normal encontrado fue el de la canasta del IGBVL, con un nivel de significancia del 1%: una inversión de \$ 100.000.000 de forma racional podría tolerar una pérdida de hasta el 2,145%, equivalente a \$2.145.147.

El desarrollo del VaR-t de Student generó los siguientes resultados:

**Tabla 12. VaR-t de Student**

Nivel de confianza		VaR-t de Student			
1- $\alpha$	$\alpha$ (%)	IPSA	COLCAP	IGBVL	S&P MILA
95	5	1,216016%	1,190018%	1,832329%	1,464578%
95,5	4,5	1,257631%	1,230180%	1,895415%	1,515298%
96	4	1,304678%	1,275584%	1,966737%	1,572640%
96,5	3,5	1,358735%	1,327755%	2,048687%	1,638525%
97	3	1,422161%	1,388967%	2,144838%	1,715829%
97,5	2,5	1,498701%	1,462834%	2,260870%	1,809117%
98	2	1,594813%	1,555591%	2,406572%	1,926258%
98,5	1,5	1,723047%	1,679348%	2,600971%	2,082550%
99	1	1,912983%	1,862654%	2,888907%	2,314046%

Fuente: Elaboración propia

La valoración del riesgo mediante el VaR-t de Student para los activos en estudio indica que el menor valor de riesgo se puede obtener al invertir en el COLCAP, con un nivel de confianza del 5%. Por otro lado, la máxima pérdida esperada se puede obtener en la plaza de Perú, en el índice del IGBVL, con un nivel de significancia estadística del 1%.

Como se ve en la tabla 12, los resultados del VaR-t de Student son mayores que los obtenidos en el VaR-normal: con el 1% de significancia estadística, una inversión en la canasta del COLCAP podría tolerar una pérdida racional de hasta 1,862654%, es decir que, al medir el grado de exposición al riesgo de una inversión de \$ 100.000.000 con un VaR-normal, se tendría que la máxima pérdida esperada sería de \$ 1.389.163, pero, al medir el valor en riesgo con un VaR-t de Student para la misma inversión, la máxima pérdida esperada sería de \$ 1.862.654. De acuerdo con los resultados evidenciados por autores como Engle (1982), el VaR-normal estaría subestimando la exposición al riesgo en \$ 473.491.

Conviene observar los valores en riesgo obtenidos, tanto por los métodos paramétricos como por los no paramétricos, en la siguiente tabla:

**Tabla 13.** Resultados totales del VaR

Nivel de confianza		Simulación histórica ponderada por volatilidad (GARCH)				Normal estándar				t-Student			
1- $\alpha$	$\alpha$ (%)	IPSA	COLCAP	IGBVL	S&P MILA	IPSA	COLCAP	IGBVL	S&P MILA	IPSA	COLCAP	IGBVL	S&P MILA
95	5	0,780%	0,94%	1,18%	0,79%	1,00%	0,98%	1,51%	1,20%	1,22%	1,19%	1,83%	1,46%
95,5	4,5	0,814%	0,97%	1,22%	0,80%	1,03%	1,01%	1,56%	1,24%	1,26%	1,23%	1,90%	1,52%
96	4	0,830%	1,00%	1,25%	0,81%	1,07%	1,05%	1,61%	1,28%	1,30%	1,28%	1,97%	1,57%
96,5	3,5	0,875%	1,02%	1,30%	0,82%	1,11%	1,08%	1,67%	1,33%	1,36%	1,33%	2,05%	1,64%
97	3	0,891%	1,11%	1,40%	0,84%	1,15%	1,12%	1,73%	1,38%	1,42%	1,39%	2,14%	1,72%
97,5	2,5	0,920%	1,12%	1,57%	0,86%	1,20%	1,17%	1,80%	1,44%	1,50%	1,46%	2,26%	1,81%
98	2	0,953%	1,17%	1,74%	0,90%	1,25%	1,23%	1,89%	1,51%	1,59%	1,56%	2,41%	1,93%
98,5	1,5	0,978%	1,23%	2,19%	1,15%	1,33%	1,30%	2,00%	1,60%	1,72%	1,68%	2,60%	2,08%
99	1	0,988%	1,26%	2,41%	1,23%	1,42%	1,39%	2,15%	1,72%	1,91%	1,86%	2,89%	2,31%

Fuente: Elaboración propia

## 5 Conclusiones

De acuerdo con los datos suministrados, los resultados del valor en riesgo de una inversión en Chile, Colombia, Perú y la réplica en el Standard & Poor's del Mercado Integrado Latinoamericano es diversa. Como se pudo observar en el desarrollo del ejercicio, los menores valores en riesgo fueron producidos por el método de simulación histórica ponderada por volatilidad, mientras que los mayores valores fueron generados por el VaR-t de Student.

De conformidad con los estudios desarrollados por autores como Engle (1982), la mayor amplitud en las colas de las distribuciones t de Student se ven reflejadas en los mayores valores obtenidos en el valor en riesgo con la mencionada distribución, o VaR-t.

A lo largo del presente artículo se evidenciaron diferentes maneras de obtener y desarrollar valores en riesgo, con el propósito de gestionar de manera racional el riesgo de una inversión en algunas de las canastas que componen el Mercado Integrado Latinoamericano o una inversión en conjunto, medida por el S&P MILA. Por ejemplo, al invertir por separado en cada uno de los mercados que componen el MILA una cantidad de \$100.000.000 y al gestionar el riesgo mediante el VaR por simulación histórica ponderada por volatilidad, con un nivel de confianza del 5% se obtendría que estaría expuesta a una pérdida de \$313.721 al invertir en el COLCAP, de \$260.128 al invertir en el IPSA y de \$392.791 en el índice IGBVL, mientras que, por otro lado, al invertir el total de los \$100.000.000 en el mercado índice del S&P MILA, la máxima pérdida esperada sería de \$794.150. Es decir, que al sumar las pérdidas esperadas de cada una de las inversiones en los diferentes mercados, se obtendría una pérdida esperada global de \$966.640, que es mayor que la pérdida esperada de una inversión de \$100.000.000 en el S&P MILA. Este comportamiento se puede observar en la siguiente tabla:

**Tabla 14.** Diferencia en valoración del riesgo en una inversión de \$100.000.000 valorando el riesgo mediante los diferentes métodos de estimación del VaR

Nivel de Confianza		SH - Ponderada por Volatilidad GARCH					
1- $\alpha$	$\alpha$ (%)	IPSA	COLCAP	IGBVL	TOTAL	S&P MILA	Diferencia
95	5	\$ 260.128	\$ 313.721	\$ 392.791	\$ 966.640	\$ 794.150	\$ (172.490)
95,5	4,5	\$ 271.199	\$ 322.827	\$ 406.632	\$ 1.000.658	\$ 804.094	\$ (196.563)
96	4	\$ 276.662	\$ 334.331	\$ 416.837	\$ 1.027.829	\$ 812.441	\$ (215.389)
96,5	3,5	\$ 291.709	\$ 340.569	\$ 432.064	\$ 1.064.342	\$ 824.458	\$ (239.884)
97	3	\$ 297.036	\$ 370.656	\$ 467.955	\$ 1.135.647	\$ 844.691	\$ (290.955)
97,5	2,5	\$ 306.599	\$ 374.890	\$ 522.433	\$ 1.203.922	\$ 855.612	\$ (348.310)
98	2	\$ 317.734	\$ 390.735	\$ 580.220	\$ 1.288.689	\$ 902.135	\$ (386.555)
98,5	1,5	\$ 325.948	\$ 410.503	\$ 730.168	\$ 1.466.619	\$ 1.151.545	\$ (315.074)
99	1	\$ 329.463	\$ 419.445	\$ 802.652	\$ 1.551.560	\$ 1.230.461	\$ (321.099)

Nivel de confianza		Normal estándar					
1- $\alpha$	$\alpha$ (%)	IPSA	COLCAP	IGBVL	TOTAL	S&P MILA	Diferencia
95	5	\$334.272	\$328.087	\$503.042	\$1.165.402	\$1.204.730	\$39.328
95,5	4,5	\$344.644	\$338.097	\$518.766	\$1.201.508	\$1.242.655	\$41.147
96	4	\$355.990	\$349.047	\$535.966	\$1.241.003	\$1.284.139	\$43.137
96,5	3,5	\$368.554	\$361.172	\$555.012	\$1.284.738	\$1.330.078	\$45.340
97	3	\$382.690	\$374.814	\$576.441	\$1.333.945	\$1.381.763	\$47.819
97,5	2,5	\$398.936	\$390.494	\$601.070	\$1.390.500	\$1.441.168	\$50.668
98	2	\$418.182	\$409.067	\$630.246	\$1.457.495	\$1.511.538	\$54.043
98,5	1,5	\$442.056	\$432.108	\$666.439	\$1.540.603	\$1.598.832	\$58.229
99	1	\$474.122	\$463.054	\$715.049	\$1.652.225	\$1.716.078	\$63.852

Nivel de confianza		t de Student con 5 grados de libertad					
1- $\alpha$	$\alpha$ (%)	IPSA	COLCAP	IGBVL	TOTAL	S&P MILA	Diferencia
95	5	\$405.339	\$396.673	\$610.776	\$1.412.788	\$1.464.578	\$51.790
95,5	4,5	\$419.210	\$410.060	\$631.805	\$1.461.075	\$1.515.298	\$54.223
96	4	\$434.893	\$425.195	\$655.579	\$1.515.667	\$1.572.640	\$56.973
96,5	3,5	\$452.912	\$442.585	\$682.896	\$1.578.392	\$1.638.525	\$60.133
97	3	\$474.054	\$462.989	\$714.946	\$1.651.989	\$1.715.829	\$63.841
97,5	2,5	\$499.567	\$487.611	\$753.623	\$1.740.802	\$1.809.117	\$68.315
98	2	\$531.604	\$518.530	\$802.191	\$1.852.325	\$1.926.258	\$73.933
98,5	1,5	\$574.349	\$559.783	\$866.990	\$2.001.122	\$2.082.550	\$81.429
99	1	\$637.661	\$620.885	\$962.969	\$2.221.515	\$2.314.046	\$ 92.531

Fuente: Elaboración propia

En cuanto al método no paramétrico, se observa que los valores de riesgo del S&P MILA son menores que los valores encontrados del total de los activos por separado.

Por otro lado, si realizamos el mismo ejercicio de comparación en los métodos paramétricos, las diferencias tanto en la normal estándar y t-student son positivas. Es decir, que la t-student con un nivel de confianza del 5%, al sumar las pérdidas esperadas de cada una de las inversiones en los diferentes mercados, se obtendría una pérdida esperada global de \$1.412.788, que es menor que la pérdida esperada de una inversión de \$100.000.000 en el S&P MILA de \$1.464.578. La Normal estándar tiene un comportamiento similar al de la t-student.

Pero al comparar la Normal estándar y la t student, encontramos valores más altos en la t student, lo cual se ve explicado en la naturaleza de la amplitud de las colas de dicha distribución.

## Referencias

- Bollerslev, T. (1986). Generalized autorregresive conditional heteroscedasticity. *Journal of Econometrics*, Vol. 31, pp. 307-326.
- Engle, R. (1982). Autoregressive conditional heteroscedasticity with estimates of the variance of the U.K inflation. *Econometrica*, 50(4), 987-1008.
- García Villalón, J., y Martínez Barbeito J. (2005). Enfoques diferentes para medir el valor en riesgo (VaR) y su comparación. Aplicaciones. La Coruña, *XIII Jornadas de ASEPUMA* (Asociación Española de Profesores Universitarios de Matemáticas para la Economía y la Empresa). Recuperado el 22 de Diciembre de 2014: [http://www.uv.es/asepuma/XIII/comunica/comunica\\_01.pdf](http://www.uv.es/asepuma/XIII/comunica/comunica_01.pdf)
- Gujarati, D., y Porter, D. (2010). *Econometría*, 5ª ed. México: McGraw-Hill.
- Hendricks, D. (1996). Evaluation of value-at-risk models using historical data. *FRBNY Economic Policy Review*, abril, 39-70. Recuperado el 22 de Diciembre de 2014: <http://newyorkfed.org/research/epr/96v02n1/9604hend.pdf>
- Johnson, C. (2001). Value at risk: teoría y aplicaciones. *Estudios de Economía*, 28(2), 217-247.
- J.P. MORGAN. Introduction to riskmetrics. New York: JP Morgan, 1994.
- Lamothe, P., y Contreras, E. (2008). Metodologías basadas en VaR para el análisis de riesgo en proyectos de embalses. *Revista Ingeniería de Sistemas* (Santiago, Universidad de Chile, Ingeniería Industrial), XXII, 82-104. Recuperado el ... de ... de ..., de: <http://www.centrodefinanzas.cl/index.php?seccion=publicaciones&id=3&documento=descargar>.
- Londoño, C. (2011). Regresión del cuantil aplicada al modelo de redes neuronales artificiales. Una aproximación de la estructura CaViar para el mercado de valores colombiano. *Ensayos sobre Política Económica*, 29(64), edición especial: riesgos en la industria bancaria, 62-109.
- McNeil, A. J., Frey, R., & Embrechts, P. (2005). *Quantitative risk management: concepts, techniques and tools*. Princeton, NJ: Princeton University Press.
- Martínez Barbeito, J., Bouza Herrera, C., Allende Alonso, S. y Chen, D. (2005). Modelos paramétricos y no paramétricos para la previsión de la volatilidad. Su aplicación al cálculo del valor en riesgo. La Coruña, *XIII Jornadas de ASEPUMA* (Asociación Española de Profesores Universitarios de Matemáticas para la Economía y la Empresa). Recuperado el 22 de Diciembre de 2014: [http://webcache.googleusercontent.com/search?q=cache:yIUvOfd1T5cJ:www.uv.es/asepuma/XIII/comunica/comunica\\_48.pdf+&cd=1&hl=es&ct=clnk](http://webcache.googleusercontent.com/search?q=cache:yIUvOfd1T5cJ:www.uv.es/asepuma/XIII/comunica/comunica_48.pdf+&cd=1&hl=es&ct=clnk)



Tsay, R. S. (2010). *Analysis of financial time series*, 3<sup>a</sup> ed. Nueva York: John Wiley & Sons.

Vergara Cogollo, M. A., y Maya Ochoa, C. (2009). Montecarlo estructurado. Estimación del valor en riesgo en un portafolio accionario en Colombia. *Ad-Minister* (Medellín, Escuela de Administración, Universidad EAFIT), 15, 68-88.

## ANEXOS

### Pruebas de raíces unitarias

#### 1) Prueba de Dickey-Fuller de raíces unitarias para el precio de IPSA

Null Hypothesis: IPSA has a unit root		
Exogenous: Constant		
Lag Length: 1 (Automatic - based on SIC, maxlag=20)		
	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-2.061035	0.2608
Test criticalvalues: 1% level	-3.438518	
5% level	-2.865035	
10% level	-2.568686	
*MacKinnon (1996) one-sided p-values.		

Fuente: Elaboración propia con Software Eviews

#### 2) Prueba de Dickey-Fuller de raíces unitarias para el precio de COLCAP

Null Hypothesis: COLCAP has a unit root		
Exogenous: Constant		
Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=20)		
	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-2.188282	0.2109
Test criticalvalues: 1% level	-3.438508	
5% level	-2.865030	
10% level	-2.568684	
*MacKinnon (1996) one-sided p-values.		

Fuente: Elaboración propia con Software Eviews

3) Prueba de Dickey-Fuller de raíces unitarias para el precio de IGBVL

Null Hypothesis: IGBVL has a unit root		
Exogenous: Constant		
Lag Length: 1 (Automatic - based on SIC, maxlag=20)		
	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-1.145124	0.6994
Test criticalvalues:	1% level	-3.438518
	5% level	-2.865035
	10% level	-2.568686
*MacKinnon (1996) one-sided p-values.		

Fuente: Elaboración propia con Software Eviews

4) Prueba de Dickey-Fuller de raíces unitarias para el precio de S&P MILA

Null Hypothesis: SPMILA has a unit root		
Exogenous: Constant		
Lag Length: 1 (Automatic - based on SIC, maxlag=20)		
	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-1.391158	0.5878
Test criticalvalues:	1% level	-3.438518
	5% level	-2.865035
	10% level	-2.568686
*MacKinnon (1996) one-sided p-values.		

Fuente: Elaboración propia con Software Eviews

5) Prueba de hipótesis de raíces unitarias para el retorno del IPSA

Null Hypothesis: RETORNO_IPSA has a unit root		
Exogenous: Constant		
Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=20)		
	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-22.70300	0.0000
Test criticalvalues:	1% level	-3.438518
	5% level	-2.865035
	10% level	-2.568686
*MacKinnon (1996) one-sided p-values.		

Fuente: Elaboración propia con Software Eviews

6) Prueba de hipótesis de raíces unitarias para el retorno del COLCAP

Null Hypothesis: RETORNO_COLCAP has a unit root		
Exogenous: Constant		
Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=20)		
	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-27.25698	0.0000
Test criticalvalues:	1% level	-3.438518
	5% level	-2.865035
	10% level	-2.568686
*MacKinnon (1996) one-sided p-values.		

Fuente: Elaboración propia con Software Eviews

7) Prueba de hipótesis de raíces unitarias para el retorno del IGBVL

Null Hypothesis: RETORNO_IGBVL has a unit root		
Exogenous: Constant		
Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=20)		
	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-24.18391	0.0000
Test criticalvalues:	1% level	-3.438518
	5% level	-2.865035
	10% level	-2.568686
*MacKinnon (1996) one-sided p-values.		

Fuente: Elaboración propia con Software Eviews

8) Prueba de hipótesis de raíces unitarias para el retorno del S&P MILA

Null Hypothesis: RETORNO_SIPMILA has a unit root		
Exogenous: Constant		
Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=20)		
	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-22.57648	0.0000
Test criticalvalues:	1% level	-3.438518
	5% level	-2.865035
	10% level	-2.568686
*MacKinnon (1996) one-sided p-values.		

Fuente: Elaboración propia con Software Eviews

9) Modelo GARCH(1,1) para el IPSA

Dependent Variable: RETORNO_IPSA				
Method: ML - ARCH (Marquardt) - Normal distribution				
Date: 01/18/15 Time: 16:41				
Sample (adjusted): 9/02/2011 9/12/2014				
GARCH = C(1) + C(2)*RESID(-1)^2 + C(3)*GARCH(-1)				
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	1.42E-06	3.66E-07	3.885016	0.0001
RESID(-1)^2	0.087729	0.016389	5.352792	0.0000
GARCH(-1)	0.886729	0.017123	51.78613	0.0000
R-squared	-0.000124	Mean dependentvar		-9.80E-05
Adjusted R-squared	0.001159	S.D. dependentvar		0.008823
S.E. of regression	0.008818	Akaikeinfocriterion		-6.928063
Sum squaredresid	0.060652	Schwarzcriterion		-6.910143
Log likelihood	2704.945	Hannan-Quinnriter.		-6.921171
Durbin-Watson stat	1.589657			

Fuente: Elaboración propia con Software Eviews

## 10) Modelo GARCH (1,1) COLCAP

Dependent Variable: RETORNO_COLCAP				
Method: ML - ARCH (Marquardt) - Normal distribution				
Date: 01/18/15 Time: 16:28				
Sample (adjusted): 9/02/2011 9/12/2014				
Included observations: 780 after adjustments				
GARCH = C(1) + C(2)*RESID(-1)^2 + C(3)*GARCH(-1)				
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	2.78E-06	8.75E-07	3.170827	0.0015
RESID(-1)^2	0.105494	0.017493	6.030557	0.0000
GARCH(-1)	0.854561	0.022345	38.24409	0.0000
R-squared	-0.000076	Mean dependentvar		6.99E-05
Adjusted R-squared	0.001207	S.D. dependentvar		0.008045
S.E. of regression	0.008040	Akaikeinfocriterion		-6.887432
Sum squared resid	0.050417	Schwarzcriterion		-6.869512
Log likelihood	2689.099	Hannan-Quinnriter.		-6.880540
Durbin-Watson stat	1.955036			

Fuente: Elaboración propia con Software Eviews

### 11) Modelo GARCH (1,0) para el IGBVL

Dependent Variable: RETORNO_IGBVL				
Method: ML - ARCH (Marquardt) - Normal distribution				
Date: 01/18/15 Time: 16:36				
Sample (adjusted): 9/02/2011 9/12/2014				
Included observations: 780 after adjustments				
GARCH = C(1) + C(2)*RESID(-1)^2				
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	8.24E-05	3.72E-06	22.14669	0.0000
RESID(-1)^2	0.177320	0.033544	5.286143	0.0000
R-squared	-0.000687	Mean dependent var		-0.000260
Adjusted R-squared	0.000596	S.D. dependent var		0.009915
S.E. of regression	0.009912	Akaikeinfocriterion		-6.409186
Sum squared resid	0.076639	Schwarz criterion		-6.397239
Log likelihood	2501.582	Hannan-Quinn criter.		-6.404591
Durbin-Watson stat	1.712168			

Fuente: Elaboración propia con Software Eviews



12) Modelo GARCH(1,1) para el S&P MILA

Dependent Variable: RETORNO_SPMILA				
Method: ML - ARCH (Marquardt) - Normal distribution				
Date: 01/18/15 Time: 16:44				
Sample (adjusted): 9/02/2011 9/12/2014				
PresampleVariance: backcast (parameter = 0.7)				
GARCH = C(1) + C(2)*RESID(-1)^2 + C(3)*GARCH(-1)				
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	1.80E-06	5.50E-07	3.269383	0.0011
RESID(-1)^2	0.086952	0.015912	5.464545	0.0000
GARCH(-1)	0.890877	0.018469	48.23652	0.0000
R-squared	-0.000947	Mean dependentvar		-0.000295
Adjusted R-squared	0.000337	S.D. dependentvar		0.009580
S.E. of regression	0.009579	Akaikeinfocriterion		-6.683375
Sum squaredresid	0.071568	Schwarzcriterion		-6.665454
Log likelihood	2609.516	Hannan-Quinnriter.		-6.676482
Durbin-Watson stat	1.581206			

Fuente: Elaboración propia con Software Eviews