Universidad de la Sabana
Escuela Internacional de Ciencias Económicas y Administrativas
Economía y Finanzas Internacionales

Tesis de pregrado para optar el titulo de economista con énfasis en finanzas internacionales

Asesor
Daniel Parra

A Dios, a mis padres y a mi hermano con mucho cariño por acompañarme siempre en toda la trayectoria de mi educación, a quienes les debo todo lo que soy.

Agradecimientos

Cordial agradecimiento a mi asesor Daniel Parra por toda su inquebrantable ayuda quien hizo que este trabajo fuera posible acompañándome en todo momento del desarrollo de este.

Al Profesor Omar Fernando Arias por todas las tutorías brindadas que contribuyeron en el desarrollo del presente trabajo.

Finalmente un agradecimiento muy especial al señor Marcel Hofsftetter Gascón por su constante apoyo durante todo el proceso de formación de la carrera.

Cuantificación del Valor en Riesgo del Mercado Accionario de Colombia Durante el Periodo 2008-2013: Como Técnica de Medición y Guía de Inversión

Diego Fernando Abril

Agosto 2013

Resumen

En el siguiente documento se realizará mediante varias técnicas econométricas y diversas metodologías. Una cuantificación del VaR (Valor en riesgo) del mercado accionario de Colombia. En particular, para luego a través de criterios estadísticos evaluar cada una de estas metodologías en las acciones para el caso colombiano.

Se emplearán metodologías tales como Bootstrapping, simulaciones de Monte Carlo, simulación histórica, supuesto de normalidad y series de tiempo (modelo ARMA-GARCH). Estas metodologías serán aplicadas sobre las variaciones diarias de los precios de diez de las principales acciones del índice general de la bolsa de valores de Colombia, para el periodo comprendido entre el 1 de Julio de 2008 y el 28 de Junio de 2013. Con lo cual se espera orientar las decisiones de inversión de una persona que esté considerando invertir en el mercado accionario de Colombia según su perfil de riesgo.

Palabras clave: Valor en Riesgo, ARMA-GARCH, Bootstrapping, Monte Carlo

I. Introducción

Después de la crisis internacional, las economías desarrolladas a nivel mundial se han ido enfrentando a ciertas complicaciones, por ejemplo algunas de ellas han llegado a situaciones en la cual su deuda es muy alta, lo que junto con niveles bajos de crecimiento (en algunos casos contracción), produjo una caída en las calificaciones de riesgos de esos países. Asimismo, esto genero un fuerte aumento en la incertidumbre y por lo tanto frente a la mayor turbulencia financiera la volatilidad aumento, como es el caso de las acciones y las monedas. Es en ese momento, los inversionistas trataron de reasignar sus recursos a las economías que tuvieran mejores perspectivas a futuro. Por otro lado, las economías emergentes han sobresalido en las complicaciones ya nombradas, gracias a su buena estabilidad económica y al no verse afectadas por la crisis, convirtiéndose en el punto de atención para el inversionista, quien ve con buenos ojos al colocar sus recursos generando inversiones que van otorgando confianza y solidez para que otros del mismo modo depositen sus recursos en estos países contribuyendo en su desarrollo, aumentado a su vez las calificaciones de riesgo en estas economías.

En el caso colombiano, la última década ha reflejado un constante crecimiento tanto en términos de la actividad real como en el mercado de valores. A su vez se ha observado mejores calificaciones de riesgo tanto para la deuda pública como privada, por lo que los inversionistas perciben una mayor confianza en el país respecto a los años anteriores. Es por esto se quiere construir una guía de inversión para orientar las decisiones de los inversionistas que quieran diversificar su portafolio de inversiones al invertir en el mercado de renta variable[1] colombiano, teniendo en cuenta una medida de riesgo de mercado muy utilizada en las entidades financieras y adoptada en la regulación colombiana. El *Valor en Riesgo* (VaR) indica la máxima pérdida posible en la que puede incurrir un activo, dado un nivel de confianza y un periodo de tenencia. Estadísticamente el VaR representa el α-iésimo cuantil de la función de distribución de pérdidas y ganancias, siendo α el nivel de confianza[2]. (Jorion, 2006)

El VaR ayuda al inversionista puesto que a través de su medición trata de cuantificar la máxima pérdida a la cual se expone el activo en un entorno de incertidumbre; es decir que su pérdida no excederá el VaR con una probabilidad α.

Esta medida de riesgo VaR, se puede calcular por diversas metodologías, cada una de ellas utiliza algunas herramientas estadísticas y computacionales. En este trabajo se analizará por diversos métodos tales como ARMA- GARCH, Boostraping, Simulaciones de Montecarlo, Simulación Histórica y Normalidad, la cuantificación de riesgo. Para ello, éstos se aplicaran a una muestra de diez acciones más relevantes del Índice General de la Bolsa de Valores de Colombia (IGBC), con una periocidad diaria entre 2008 y 2013.

El desarrollo de este escrito será de la siguiente manera: En la primera sección se hará una explicación del VaR, en la sección II se describirán las fuentes de información y el manejo de dichos datos. En la sección III se explicara la

[1] El mercado de renta variable hace referencia al mercado accionario.
[2] En el presente trabajo se ha utilizado un 95% de confianza

metodología utilizada en el desarrollo del documento. En la sección IV, se explicaran las medidas de riesgo utilizadas para el cálculo del VaR. Finalmente se analizaran los resultados obtenidos en cada una de las metodologías utilizadas en el cálculo del VaR y por último se concluirá.

II. Valor en Riesgo (VaR)

El Valor en riesgo es una técnica estadística utilizada para medir y cuantificar el nivel de riesgo financiero de un activo, empresa o portafolio de inversión durante un periodo específico de tiempo, sus siglas responden a las palabras en inglés Value at Risk. Más específicamente, *El VaR describe el cuantil de la distribución proyectada de pérdidas y ganancias de un activo durante un horizonte de tiempo específico. Intuitivamente, este resume el peor de los escenarios, reflejando las peores perdidas posibles en dicho tiempo dado un nivel de confianza. Normalmente el VaR es medido en unidades monetarias con lo cual se facilita su comprensión* (Jorion, 2006) .

El VaR nace con el propósito de guiar al inversionista en el manejo óptimo de la volatilidad[3] de sus inversiones. La medición del VaR posee fundamentos estadísticos y normalmente se calcula con un 95% de confianza, es decir que el 5% restante representa la máxima pérdida posible que está dispuesto a asumir el inversionista.

[3] La volatilidad se entiende como el riesgo asumido por el inversionista, lo cual se convierte en la parte negativa de sus inversiones.

Dado que el riesgo es el factor más importante que tiene en cuenta el inversionista al momento de realizar sus inversiones, el VaR es la medida que le ayuda a cuantificarlo. Como parámetros de dicho cálculo se tiene en cuenta: i) nivel de confianza o probabilidad de perdida, los cuales van desde 90%, 95% y 99%, siendo el 95% el más común para el análisis del VaR. ii) el periodo de tiempo en el que se calculará asociado al horizonte de pronostico (por ejemplo para el día de mañana, para el siguiente mes, etc.).

Para ilustrar gráficamente el concepto del VaR, en la figura 1 se aprecia la noción del VaR como un cuantil de una distribución de pérdidas y ganancias en este ejemplo *el 5% peor de los casos se encontrara por encima de 1.645, área sombreada. Con lo cual la máxima perdida en el 95% mejor de los casos será de 1.65 multiplicada por el valor del portafolio o activo financiero* (Melo Velandia & Becerra Camargo, 2005)

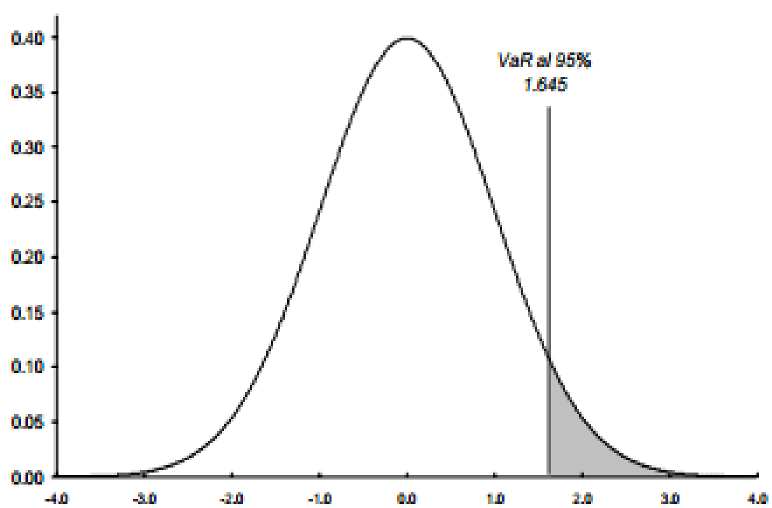

Figura 1. Tomada de (Melo Velandia & Becerra Camargo, 2005, pág. 8)

Según (Johnson, 2002) *analíticamente el VaR se puede estimar bajo la siguiente expresión:*

$$VaR = \alpha . \sqrt{\sigma^2 . \Delta t} \tag{1}$$

Siendo α *el factor de perdidas,* σ^2 *la varianza de los retornos y* Δt *el horizonte de tiempo en el que se calculara el factor de riesgo VaR* (Johnson, 2002). Pero esta es solo una medida de dicho valor, pueden existir otras formas de aproximarse a su cálculo. El interés de este trabajo es describir algunas otras formas mediante las cuales se puede medir, dichas metodologías se analizaran más adelante.

III. Datos

Inicialmente, se pretendía analizar el conjunto de acciones que componen el IGBC, sin embargo se encontraron algunas limitaciones para ello y se decidió realizar la implementación del presente trabajo sobre únicamente las diez acciones más relevantes del índice accionario colombiano.

Entre las limitaciones se encontró que: primero del total de las empresas que cotizan en la bolsa de valores de Colombia, se obtuvo que más de la mitad se encuentran represadas y algunas ya no cotizan en la bolsa mientras que otras presentaban volatilidades casi nulas. Por otro lado, la cantidad de datos para poder realizar un mejor estudio no era equivalente en todas las acciones, es decir que no todas en los mismos periodos o simplemente tienen días en los cuales no cotizan por lo cual no servirán para la investigación al no poseer el mismo número de observaciones.

Adicionalmente, se escogen estas diez acciones ya que en su mayoría hacen parte de diversos sectores económicos, y cuentan con grandes volúmenes de negociación, es decir que son acciones liquidas que permiten utilizar las herramientas estadísticas que se utilizaran en el presente trabajo.

Teniendo en cuenta esto, se tomo la información entre en 1 de Julio de 2008 hasta el 28 de junio de 2013, de los precios diarios para cada acción (1221 observaciones) las acciones[4] analizadas en la investigación son: Ecopetrol (ECOPETL), Grupo Sura (GRUPOSUR), Isa (ISA), Bancolombia (BANCOLO), Grupo Argos (GRUPOARG), Isagen (ISAGEN), Éxito (ÉXITO), Cemargos[5] (CEMARGOS)[6], Corficolombiana (CORFICOL) y por ultimo Nutresa (NUTRESA).

IV. Metodología

Con el objetivo de cuantificar el Valor en Riesgo del mercado accionario de Colombia se aplicaran cinco metodologías entre las cuales se encontraran el VaR por normalidad, por simulación histórica, por simulaciones de Montecarlo, por simulación Bootstrapping y por último, una estimación

[4] Los nombre que se encuentran entre paréntesis son los nombres como se ven reflejados en la tabla de resultados

[5] Cemargos durante el 31 de mayo de 2012 hasta el 7 de Junio de 2012 no cotizo durante estos 6 días, por lo cual se realizo un AR(2) MA(2) con lo cual se pudo estimar estos 6 días faltantes.

[6] En el anexo 1 se podrá encontrar el código utilizado en dicha estimación.

ARMA-GARCH. Cada una de ellas posee diferentes supuestos y funciones de distribución, lo cual muchas veces está asociado a ventajas o desventajas de su utilización.

A continuación se describirán brevemente cada una de ellas.

i. VaR por Normalidad.

El VaR por normalidad también conocido como el VaR paramétrico, simplifica el análisis ya que asume que su función de distribución de pérdidas y ganancias se distribuye normalmente, es decir que tiene media cero y varianza constante. Con base a dicho supuesto se tiene entonces el VaR del activo financiero o portafolio de la siguiente manera:

$$P[r_t \geq VaR] = P\left[\frac{r_t\ \mu}{\sigma} \geq \frac{VaR - \mu}{\sigma}\right] = 1 - \propto$$

$$\frac{VaR - \mu}{\sigma} = \Phi^{-1}(\propto) \equiv z_\alpha$$

$$VaR = \mu + \sigma z_\alpha \qquad (2)$$

De la ecuación (2) se tiene que Φ^{-1} es la función inversa de la distribución normal acumulada, mientras que z_α es el $\propto$- ésimo cuantil de una distribución normal estándar. (Melo Velandia & Becerra Camargo, 2005)

Ahora bien dada una variable aleatoria con distribución normal, se puede describir su función de distribución por sus dos primeros momentos[7] como se menciono anteriormente. En este caso una estimación para la media (μ) y otra para la varianza (σ).

ii. VaR por Simulación Histórica

Otra manera de calcular el VaR es por medio del método de simulación histórica, el cual a diferencia del anterior, no supone ninguna función de distribución para hallar el cálculo de las pérdidas y ganancias generadas por el activo financiero. De hecho únicamente tomo para el cálculo el comportamiento histórico observado. En particular consiste en ordenar los datos históricos de los retornos[8] de la acción (cambio en el precio del activo) de menor a mayor para que de este modo se pueda construir un histograma. Luego, se busca el cuantil asociado al 5% de los peores casos. En la figura 2, se observa un claro ejemplo de una distribución de pérdidas y ganancias de un activo para el cual se calcula el percentil 95, el cual corresponde a un VaR del 95%.

[7] Los dos primeros momentos son la media y la varianza respectivamente

[8] Un claro ejemplo podría ser los retornos de una acción.

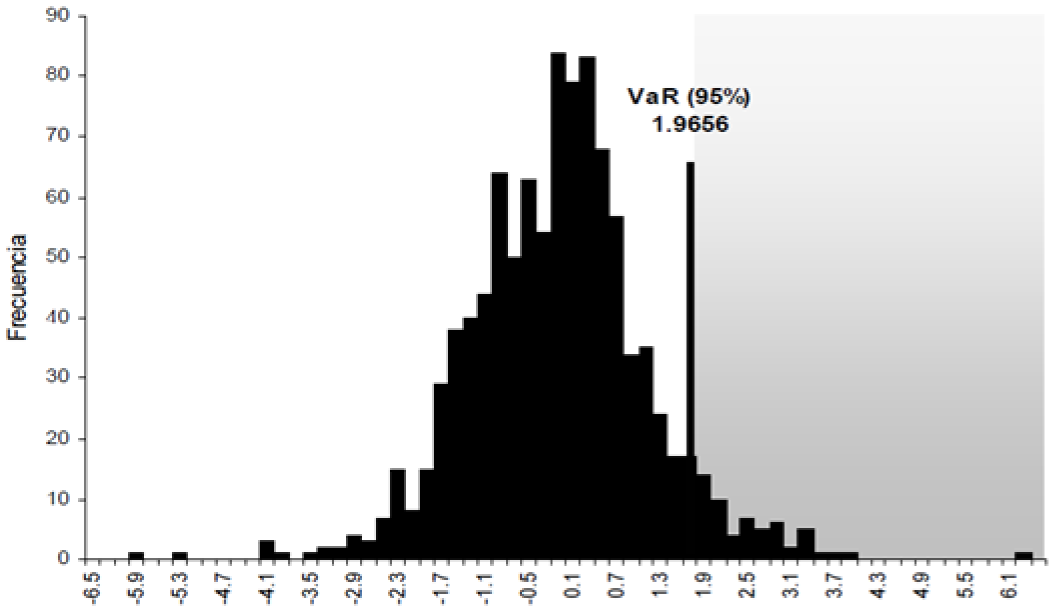

Figura 2. Tomado de (Melo Velandia & Becerra Camargo, 2005, pág. 16)

En este ejemplo la máxima perdida en el 5% de los peores casos es 1.96%, de un portafolio dado.

La ventaja de este método es la rapidez y sencillez con la cual se realiza el cálculo. Sin embargo el problema de la simulación histórica es que supone que la distribución no cambia en el tiempo siendo sensible al tamaño de la muestra seleccionada, lo cual significa que al incluir o extraer datos dentro de la muestra puede afectar los resultados del VaR.

En otras palabras según (Gento Marhuenda, Ortega Dato, Garcia, & Layron, 2004) *el VaR por simulación histórica utiliza la función de distribución empírica provista por las observaciones históricas de los rendimientos encajando en un tratamiento no paramétrico del problema al no suponer ninguna distribución para la variable en este caso rendimiento.*

iii. Simulación de Montecarlo

El método de simulación de Montecarlo es aquel modelo que toma una distribución sobre los retornos, el VaR es estimado para cada submuestra de acuerdo con la distribución asumida, permitiendo estimar los intervalos de confianza del VaR con los que se realizara la estimación. (Melo Velandia & Becerra Camargo, 2005)

En otras palabras *los modelos Montecarlo modelan las variaciones en los factores de riesgo mejor que en los cambios de los activos individuales. La simulación Montecarlo es útil por dos razones. Primera, debido a que el número de factores de riesgo es mucho más pequeño que el número de activos que uno desearía modelar. Segundo, debido a su flexibilidad, ya que permite alterar la distribución de probabilidad cuando sea necesario* (Mascareñas, 2008).

iv. Simulación Bootstrapping

Con la simulación bootstrapping se pueden encontrar algunas de las características de la distribución del estimador VaR, ya sean como su varianza e intervalos de confianza, donde no realiza ningún supuesto sobre la distribución de los retornos. Es por esto que el algoritmo para obtener el VaR a través de bootstrapping para las pérdidas de un activo, r_t*, es:* (Melo Velandia & Becerra Camargo, 2005) *i.* *Se construyen B submuestras de tamaño* $S, (t = 1,2, \dots, S)$*, donde los retornos tienen la mismas probabilidades de ser seleccionados* $(p = 1/S)$ *es decir, se realiza un muestreo aleatorio simple con reemplazamiento.*

ii. *Para cada una de las B submuestras se calcula el VaR por simulación histórica* $(VaR^{(1)} VaR^{(2)}, \dots, VaR^{(B)})$

iii. *Finalmente un estimador del VaR puede ser calculado como el promedio de los VaR obtenidos en las B submuestras:*

$$VaR^{Bootstrap} = \frac{1}{B} \sum_{i=1}^{B} VaR^{(i)} \tag{3}$$

Según el mismo autor, el problema de esta metodología, es que asume que los retornos sean provenientes de una distribución independiente e idénticamente distribuida, i.i.d., aunque en la realidad este tipo de distribuciones no se presentan en los retornos de los activos financieros. Con lo cual se puede suponer un modelo apropiado para los retornos donde sus errores sean i.i.d., para que de este modo se pueda solucionar dicho problema, realizando un proceso de simulación sobre estos, y luego se proceda a calcular el VaR sobre la serie original.

v. Modelo ARMA-GARCH.

Para el cálculo del VaR existe otra metodología un poco más compleja basada en modelos de series de tiempo, en particular para la parte de la media (miu) utiliza un modelo ARIMA y para la parte de la varianza (sigma) utiliza un modelo GARCH.

Los modelos ARMA son utilizados para modelar las expectativas condicionales de un proceso dado el pasado. Este modelo posee una varianza condicional constante por lo cual no captura con exactitud la variabilidad de real que pueda tener un activo financiero.

(Mauricio, 2007) realiza una clara explicación del modelo ARMA, donde l*as siglas AR hacen referencia a la autorregresión del modelo mientras que MA hace referencia a la media móvil del modelo, es decir es la que captura los posibles errores del pasado que no se han tenido en cuenta para la estimación del modelo.*

Ahora bien un proceso estocástico estacionario (Y_t) *sigue un modelo autorregresivo-media móvil de orden* $(p.q)$ *cuando, o ARMA* $(p.q)$ *(por sus siglas en ingles AutoRegressive-Moving Averge), si y solo si:*

$$Y_t = \mu + \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + A_t - \theta_1 A_{t-1} - \theta_2 A_{t-2} - \dots - \theta_q A_{t-q} \quad (4)$$

Para todo $t = 0, \pm 1, \pm 2, \dots$*, Donde* $A_t \sim IID\ (0, \sigma_A^2)$ *y* $\mu,\ \phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p, \theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q$ *son parámetros.*

$$\phi(B)Y_t = \mu + \theta(B)A_t \quad (5)$$

El factor más importante a analizar de las propiedades de una serie temporal en términos de la interrelación temporal según (Gozales Casimiro, 2009) *es el coeficiente de autocorrelación el cual mide el grado de asociación lineal existente entre observaciones separadas por K periodos. Dicho coeficiente está definido como:*

$$\rho_{xy} = \frac{cov\ (x,y)}{\sqrt{V(x)V(y)}} \quad (6)$$

Por otra parte, para modelar la varianza condicional que cambia en el tiempo se utilizan los modelos GARCH, el cual consiste en modelar la volatilidad condicionada como una suma ponderada de las volatilidades pasadas y de los residuales al cuadrado pasados. Este modelo permite estimar la varianza condicionada, variable que no es observable, y realizar proyecciones de la varianza para varios periodos adelante

Ahora bien (Perote Peña, 1997) *explica el modelo GARCH el cual es el mismo modelo ARCH generalizado, el GARCH(1,1) equivale a un proceso ARCH*(∞)*, el cual es más sencillo de utilizar puesto que solo depende de tres parámetros* (Perote Peña, 1997):

Media condicional: $r_t = f(\Phi, \Omega_{t-1}) + U_t, \qquad U_t \sim N(0\sigma_t^2)$

Varianza condicional: $\sigma_t^2 = \omega + \alpha u_{t-1}^2 + \beta \sigma_{t-1}^2$

Para que el modelo este bien definido se debe garantizar que los parámetros $\omega, \propto$ $y\ \beta$ *sean positivos y que* $\propto + \beta < 1$ *(condición de estacionariedad).*

Con base a esto tenemos que un modelo GARCH (p.q) tiene una estructura ARMA de la forma:

$$\sigma_t^2 = \omega + \sum_{i=1}^{p} \alpha_i u_{t-i}^2 + \sum_{i=1}^{q} \beta_i \sigma_{t-i}^2 \quad (7)$$

Según (Marinez Barbeito, Bouza Herrera, Sira Allende, & Chen) *el modelo GARCH se traduce por su varianza cambiante y a su vez supone que los rendimientos del activo* R_t *son condicionalmente normales con una media igual a cero*:

$$R_t = \varepsilon_t \, \sigma_1 \;\;,, \quad \varepsilon_t \;\approx niid\;(0{,}1) \tag{8}$$

Donde el elemento estocástico lo ofrece ε_t *siendo la varianza condicional de* R_t*:*

$$VaR(R_t) = \sigma_t^2 \tag{9}$$

EL modelo GARCH concluye que la varianza condicionada tiene autocorrelación, es decir que la varianza condicionada de un día depende del valor que ella misma tomó el día anterior y del residual al cuadrado del día anterior.

Una vez entendidos los modelos ARMA y GARCH, se pueden ajustar para desarrollar un análisis, donde $\{\eta_t\}$ es un proceso ruido blanco RB(0,1). El proceso $\{r_t\}$ es un ARMA$(\tilde{p}, \tilde{q})$ – GARCH(p, q) si es estacionario por lo que satisface las siguientes ecuaciones:

- $r_t = \xi + \sum_{i=1}^{\tilde{p}} \phi_i r_{t-i} + \epsilon_t + \sum_{i=1}^{\tilde{q}} \theta_i \epsilon_{t-i}$
- $\eta_t = \frac{\varepsilon_t}{\sigma_t}$
- $\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^{p} \alpha_i \epsilon_{t-i}^2 + \sum_{i=1}^{q} \beta_i \sigma_{t-1}^2$

Al ajustar estos dos modelos, se tienen dos tipos de residuales. El residual ordinario, denotado como $\hat{\epsilon}_t$*, el cual es la diferencia entre* Y_t *y su expectativa condicional. El otro residual, se denota como* η_t*, el cual es un residual* *estandarizado, es decir el residual ordinario dividido por su desviación estándar condicional $\widehat{\sigma_t}$. Si η_t ha asumido que tiene una distribución normal, se puede verificar este supuesto con un grafico de distribución normal de los residuales de los errores.* (Rupper, 2011)

Con lo cual se tiene:

$$VaR_\alpha(t+1|t) = \hat{r}_{t+1|t} + z_\alpha \hat{\sigma}_{t+1|t} \tag{10}$$

V. Análisis de Resultados

A continuación se mostraran los resultados arrojados por la implementación de cada una de las metodologías expuestas anteriormente[9] el cual se ha modelado en un programa estadístico mejor conocido como R-studio en el cual se especifica cada metodología para el análisis del VaR para cada una de las acciones, con base a esto obtenemos los resultados que muestran en la tabla 1[10].

VaR (VALUE AT RISK) CON 95 % DE CONFIANZA					
	ARMA- GARCH	**Boostraping**	**Simulaciones de Montecarlo**	**Simulación Histórica**	**Normalidad**
ECOPETL	3.700915	2.324479	2.464138	2.389716	2.4626
GRUPOSUR	4.331034	2.393168	2.628293	2.479594	2.62702
ISA	3.233703	2.463596	2.5749	2.466218	2.577811
BANCOLO	2.519215	2.490637	2.727921	2.557807	2.729018
GRUPOARG	2.589179	2.552821	2.676848	2.588957	2.729018
ISAGEN	3.177049	1.836731	2.061314	1.873958	2.061314
EXITO	4.035576	2.298673	2.544759	2.279314	2.544397
CEMARGOS	3.727771	2.5953	2.757661	2.628805	2.756615
CORFICOL	2.449442	1.837076	2.003319	1.878979	2.00363
NUTRESA	2.61987	2.020218	2.104615	2.040826	2.102506

Tabla 1. (Fuente: Elaboración Propia)

Una vez reflejados cada resultado para cada acción con su respectiva metodología, se ordenan cada uno de menor a mayor, con el objetivo de observar que acción para cada metodología utilizada es la menos riesgosa y cual acción es

[9] En el anexo 2 se puede ver la programación o el código utilizado para cada acción. Estas estimaciones se hicieron a través del programa econométrico R.
[10] Los resultados mostrados en la tabla 1 están reflejados en porcentajes.

mas riesgosa al momento de invertir[11]. Con lo cual se obtienen las siguientes tablas.

ACCIÓN	Normalidad
CORFICOL	2.00363
ISAGEN	2.061314
NUTRESA	2.102506
ECOPETL	2.4626
EXITO	2.544397
ISA e	2.577811
GRUPOSUR	2.62702
BANCOLO	2.729018
GRUPOARG	2.729018
CEMARGOS	2.756615

Tabla 2. (Fuente: Elaboración Propia)

La tabla 2 señala que la acción menos riesgosa es Corficolombiana (CORFICOL) con un VaR de 2.00363, mientras que la más riesgosa es Cemargos con VaR de 2.756615. Es decir que si un inversionista adverso al riesgo invierte un $1’000,000 de USD en la acción menos riesgosa donde para este caso sería CORFICOL la máxima perdida que él puede asumir según el VaR por normalidad seria de $20,036.30. Aunque por otro lado si el inversionista es propenso al riesgo[12] invertiría el $1’000,000 de USD en la acción más riesgosa, en el cual para el presente caso sería CEMARGOS donde la máxima perdida que puede asumir el inversionista seria de $27,566.15 USD.

[11] Se tomara como ejemplo una inversión de un $1´000.000 de USD.

[12] La volatilidad de un activo es la que me indica que tan riesgo es. Por lo cual entre mas riesgoso sea el activo mayor va a ser la rentabilidad es por esto que los inversionistas propensos al riesgo invertirían en este tipo de activos.

ACCIÓN	Simulación Histórica
ISAGEN	1.873958
CORFICOL	1.878979
NUTRESA	2.040826
EXITO	2.279314
ECOPETL	2.389716
ISA	2.466218
GRUPOSUR	2.479594
BANCOLO	2.557807
GRUPOARG	2.588957
CEMARGOS	2.628805

Tabla 3. (Fuente: Elaboración Propia)

La tabla 3 muestra el método por Simulación Histórica, en el cual a diferencia del método por normalidad, señala que la acción menos riesgosa es Isagen (ISAGEN) con un VaR de 1.873958. Sin embargo al igual que el método por normalidad señala que la acción más riesgo es Cemargos (CEMARGOS). Del mismo modo significa que según el comportamiento de los datos históricos en un modelo que no depende de ninguna función de distribución el VaR por simulación histórica será menor que el VaR por normalidad. Ilustrando el ejemplo anterior, en este caso un inversionista adverso al riesgo invertirá el $1´000.000 en ISAGEN, donde la máxima perdida que este está dispuesto a asumir es de $18,734.58 USD. Mientras que por otro lado un inversionista propenso al riesgo invertirá nuevamente en Cemargos donde la máxima pérdida que estaría dispuesto a asumir es de $26,288.05.

ACCIÓN	Simulaciones de Montecarlo
CORFICOL	2.003319
ISAGEN	2.061314
NUTRESA	2.104615
ECOPETL	2.464138
EXITO	2.544759
ISA	2.5749
GRUPOSUR	2.628293
GRUPOARG	2.676848
BANCOLO	2.727921
CEMARGOS	2.757661

Tabla 4. (Fuente: Elaboración Propia)

La tabla 4 muestra el método de Simulación de Montecarlo el cual coincide con el método por normalidad al señalar que la acción menos riesgosa es Corficolombiana (CORFICOL), al igual que la más riesgosa es Cemargos (CEMARGOS) coincidiendo de igual manera en estas dos metodologías. Esto quiere decir que el VaR por Simulaciones de Montecarlo en el cual con una simulación de números aleatorios refleja la distribución de variaciones del activo para el presente este caso, indicando que el inversionista adverso al riesgo invertirá el $1´000.000 de USD en CORFICOL asumiendo una perdida máxima de $20,033.19. Mientras que el inversionista propenso al riesgo invertirá en Cemargos asumiendo una perdida máxima de $27,576.61.

ACCIÓN	Bootstraping
ISAGEN	1.836731
CORFICOL	1.837076
NUTRESA	2.020218
EXITO	2.298673
ECOPETL	2.324479
GRUPOSUR	2.393168
ISA	2.463596
BANCOLO	2.490637
GRUPOARG	2.552821
CEMARGOS	2.5953

Tabla 5. (Fuente: Elaboración Propia)

La tabla 5 muestra el método Bootstraping el cual no realiza supuestos sobre la distribución de los retornos, coincide con el método por Simulación Histórica al señalar que Isagen (ISAGEN) es la acción menos riesgosa ya que posee el menor VaR siendo este de 1.836731. Del mismo modo coincide con todos los anteriores métodos al indicar que la acción más riesgosa es Cemargos (CEMARGOS) con un VaR de 2.5953. Lo cual significa que el inversionista adverso al riesgo invertirá el $1´000.000 USD en ISAGEN asumiendo una perdida máxima de $18.367.31 USD. Mientras que el inversionista propenso al riesgo invertirá el $1´000.000 USD nuevamente en Cemargos asumiendo una perdida máxima $25.953 USD.

ACCIÓN	ARMA-GARCH
CORFICOL	2.449442
BANCOLO	2.519215
GRUPOARG	2.589179
NUTRESA	2.61987
ISAGEN	3.177049
ISA	3.233703
ECOPETL	3.700915
CEMARGOS	3.727771
EXITO	4.035576
GRUPOSUR	4.331034

Tabla 6. (Fuente: Elaboración Propia)

Finalmente la tabla 6 muestra el método ARMA-GARCH el cual realiza una estimación mediante un análisis de los valores históricos del activo (AR) analizando también los errores históricos (MA) de este, combinado con la estimación de la volatilidad que posee el activo (GARCH), se tiene que al igual que el VaR por Normalidad y VaR por Simulaciones de Montecarlo señala que la acción menos riesgosa es Corficolombiana (CORFICOL) al tener un VaR de 2.449442. No obstante, a diferencia de todos los anteriores métodos, el método ARMA-GARCH, es el único método que refleja como la acción más riesgosa al Grupo Sura (GRUPOSUR) con un VaR de 4.331034.

Es decir que la estimación del ARMA-GARCH es un poco más distorsionada que todos los anteriores puestos, que en el presente modelo aparte de analizar los datos históricos al igual que todos los demás, se diferencia en que también modela el factor de error que posee la serie del activo. Con lo cual para en el ejemplo práctico el inversionista adverso al riesgo invertirá el $1´000.000 USD en

CORFICOL asumiendo una perdida máxima de $24,495.42 USD. Mientras que por otro lado un inversionista propenso al riesgo invertirá el $1´000.000 USD en GRUPOSUR asumiendo una perdida máxima de $43,310.34 USD.

En base a cada uno de los resultados obtenidos por cada método en específico, se tiene como resultado general que Corficolombiana (CORFICOL) es la acción menos riesgosa en la que un inversionista pueda invertir. Siguiendo el orden de las acciones menos riesgosas a las más riesgosas tenemos que en la segunda posición esta Isagen (ISAGEN), en la tercera se encuentra Nutresa (NUTRESA), en la cuarta Ecopetrol (ECOPETL), en la quinta Éxito (ÉXITO), en la sexta Isa (ISA), en la séptima Grupo Sura (GRUPOSUR), en la octava Bancolombia (BANCOLO), en la novena Grupo Argos (GRUPOARG) y finalmente como la acción más riesgosa en la decima posición se encuentra Cemargos (CEMARGOS).

VI. Conclusiones

En conclusión, con este trabajo se encontró una guía de gran utilidad y fácil manejo que orienta las decisiones de inversión para una persona que esté considerando invertir en el mercado accionario de Colombia según su perfil de riesgo, diversificando sus inversiones.

Del mismo modo de las cinco metodologías utilizadas para el cálculo del VaR se tiene que casi todas a excepción del ARMA-GARCH poseen el mismo comportamiento, como se puede apreciar en la siguiente ilustración grafica:

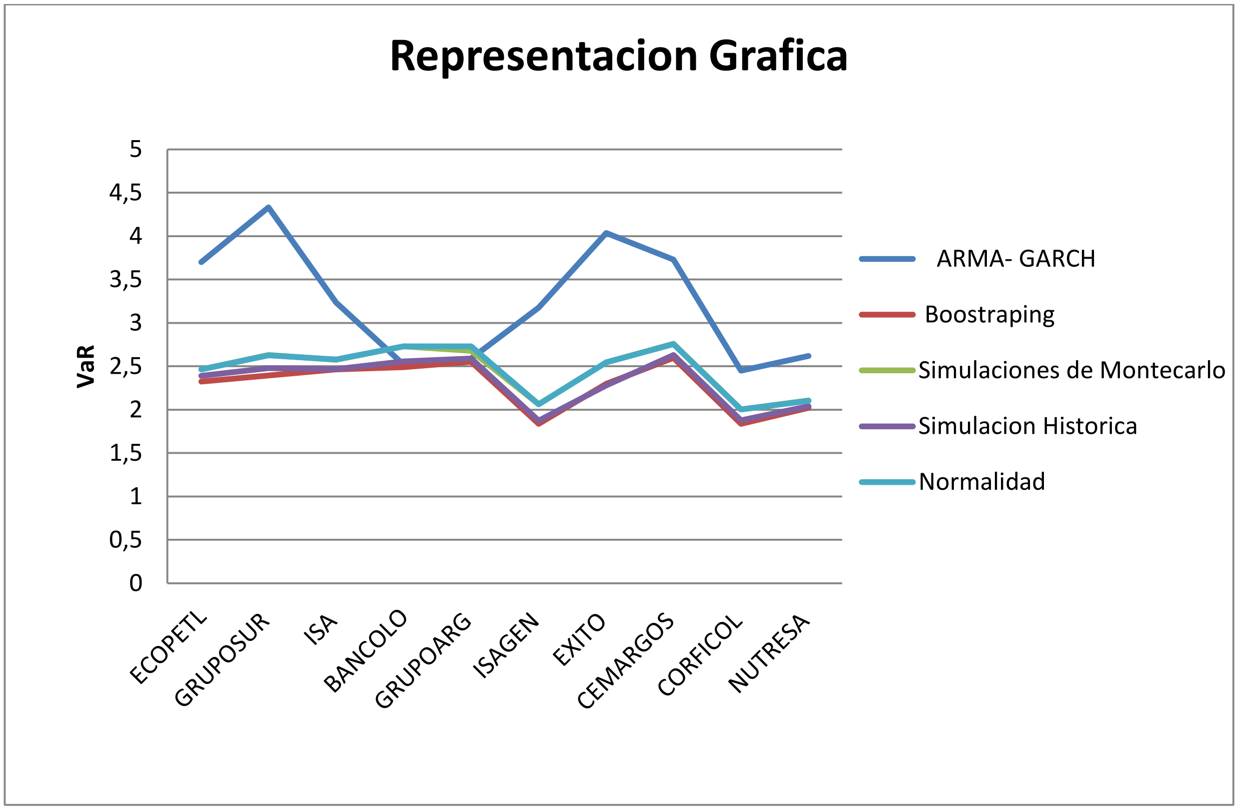

Figura 3. Fuente: (Elaboración Propia)

Con esto se consolidan los resultados obtenidos en el análisis de las acciones de la muestra tomada del paquete de acciones del Índice general de la bolsa de valores de Colombia. Sin embargo se ha demostrado que gracias a la similitud de los resultados obtenidos se ha demostrado que el mercado accionario de Colombia es una buena opción para invertir con probabilidades de perdidas bajas y muy similares teniendo en cuenta que cada empresa que cotiza en bolsa utilizada en la presente investigación, pertenecen a sectores económicos distintos.

VII. Bibliografía

De Arce, R. (1998). *Introducción a los Modelos Autorregresivos con Heterocedasticidad Condicional (ARCH).* Instituo LR Klein, Madrid.

Gento Marhuenda, P., Ortega Dato, J. F., Garcia, G., & Layron, D. (2004). *Alternativas estadisticas al Caluculo del Valor en Riesgo.* Univerisidad de Catilla la Mancha . Castilla : Estadistica Española .

Gozales Casimiro, M. d. (2009). *Analisis de Series Temporales Modelos ARIMA.* Universidad del Pais del Vasco , Pais del Vasco .

Johnson, C. A. (2002). *Value at Risk: Teoría y Aplicaciones.* Banco Central de Chile , Gerencia de Investigacion Economica, Santiago de Chile.

Jorion, P. (2006). *The New Benchmark for Managing Financial Risk.* McGraw-Hill.

Marinez Barbeito, J., Bouza Herrera, C., Sira Allende, A., & Chen, D. *Modelos Parametricos y No Parametricos, Para la Previsión de la Volatilidad. Su aplicacion al calculo del Valor en Riesgo .* Universidad de la Coruña, Universidad de la Habana, Smith and King College .

Mascareñas, J. (2008). *Introduccion al VaR.* Madrid .

Mauricio, J. A. (2007). *Introduccion al Análisis de series temporales.* Madrid: Universidad Complutense de Madrid.

Melo Velandia, L. F., & Becerra Camargo, O. R. (2005). *Medidas de riesgo, Caracteristicas y tecnicas de una medicion: una aplicacion del VaR y el ES a la tasa interbancaria de Colombia.* Banco de la republica, Gerencia Tecnica, Bogota.

Mogni, A. P. (2013). *Modelos de Series de Tiempo con Aplicaciones en la Industria Aereocomercial.* Universidad de Buenos Aires , Buenos Aires .

Perote Peña, J. (1997). *Modelos de series temporales en finanzas (II): Modelos ARCH-GARCH.* Madrid.

Rupper, D. (2011). *Statistics and Data Analysis for Financial Engineering* . New York : Springer.

VIII. Anexos

1. Anexo

En el primer anexo se encuentra el código utilizado para la estimación de los seis días faltantes de Cemargos en la base de datos original. Los datos estimados van del 31 de Mayo al 7 de junio de 2012.

```
gen t = _n
tsset t
tsline var1
dfuller var1, lag(20) reg
gen cemar = D.var1
dfuller cemar, lag (20) reg
tsline cemar
gen Lvar1 = L.var1
tsline Lvar
corrgram cemar

arima D.var1, ar(1 )

gen lcemar= log(var1)
dfuller lcemar , lag(20) reg

set more off
arima D.lcemar, ar(1 2 ) ma(1 2 )
cap predict r, residuals
cap drop prediccion
predict prediccion , xb
```

Este código para la estimación de Cemargos, se ha utilizado en el programa estadístico llamado Stata 11.

2. Anexo

En el segundo anexo se encuentra el código utilizado para la estimación del VaR en cada una de sus metodologías con 1221 observaciones en cada acción para un total de 5 años.

```
rm(list=ls())


setwd('C:/tesiS')


# Directorio por Default
#install.packages('fSeries')
#install.packages('zoo')
#install.packages('quantmod')
#install.packages('psych')
#install.packages('fGarch')
#install.packages('tseries')
#install.packages('QRMlib')
#install.packages('fUtilities')
#-- Librerías requeridas --#
require(fSeries)
require(zoo)
```

```
require(quantmod)

require(psych)

require(fGarch)

require(tseries)

require(QRMlib)

require(fUtilities)


#Preparación de las series

#--- Lectura de la base de datos ---#

datos     = read.csv(file='TRM2.csv');

datos.ts  = as.timeSeries(datos)

#-- Generación de los Retornos --#

datos.ts.zoo = zoo(datos.ts@.Data, time(datos.ts))

#datos.ts.zoo = zoo(datos.ts@.Data, as.POSIXct(datos.ts@positions))

#datos.ts.zoo = zoo(datos.ts@Data, as.POSIXct(datos.ts@positions))

colnames(datos.ts.zoo) = colnames(datos.ts)


#-- Retornos del IGBC y TRM --#

r.TRM = 100*diff(log(datos[,"TRM"]))

#Transformación Serie original de retornos

y= -r.TRM

#--- Percentiles ---#

alfa = c(0.95)

alfa.1 = c(0.90)


#Número de periodos adelante de VaR

n.per = 1
```

```
#--- -VaR - Simulación Histórica ---#

VaR.SimHist = quantile(y, alfa) #Un periodo Adelante


#--- -VaR - Por Normalidad ----#

VaR.Norm = mean(y)+qnorm(alfa)*sd(y)    #Un periodo Adelante


# Se supone que Mu = 0 para que se cumpla la regla de la Raíz


#--- VaR - ARMA-GARCH - -----#


#Ajuste Modelo

#--- ACF y PACF ---#

par(mfrow=c(2,1))

acf(as.matrix(y),lag.max=100,plot=T,lwd=2,xlab='',main='Ret.TRM')

pacf(as.matrix(y),lag.max=100,plot=T,lwd=2,xlab='',main='Ret.TRM')


#--- Modelo ARMA ---#

model.ARMA = arma(as.matrix(r.TRM), order=c(1,0))

summary(model.ARMA)

# Se asume por la definición de Eficiencia de mercado que los retornos

# se comportan como un RW3, por lo que la ecuación de media será igual

# a los errores. Por este motivo, lo importante radica en la ecuación

# de varianza:

# Pruebas de efectos ARCH, LM de Engle

epsilon = r.TRM

#-- Prueba de Engle para verificar presencia de efectos ARCH
```

```
res <- embed(epsilon,20)

u  = res[,1]

LM.Engle1=lm(u^2~res[,2]^2+res[,3]^2+res[,4]^2+res[,5]^2+res[,6]^2+res[,7]^2+res[,8]^2+res[,9]^2+res[,10]
^2+res[,11]^2+res[,12]^2+res[,13]^2+res[,14]^2+res[,15]^2+res[,16]^2+res[,17]^2+res[,18]^2+res[,19]^2)

summary(LM.Engle1)

# -- Sí hay efeectos GARCH

garch.r.TRM =garchFit(formula = ~garch(1,1), epsilon, cond.dist = c("norm"), include.mean = FALSE  )

summary(garch.r.TRM)

# -- Los parámetros de garch(1,1) son significativos, por lo que se puede

# -- estimar el VaR ARMA-GARCH.


#Predicción GARCH(1,1) Un paso adelante

pron.garch= predict(garch.r.TRM, n.ahead=n.per)


# -- VaR ARMA(0,0) GARCH (1,1)

VaR.ARMA.GARCH = qnorm(alfa)*sum(pron.garch[,3])

# Vectore vacíos para "llenar"

nboot=1000 #Número de replicaciones

var.boot=matrix(0,nboot,1)


#Bootstrap

n=200 # numero de datos en submuestra

for (i in 1:nboot){

  sim=sample(y, n ,replace=TRUE)

  x=sort(sim,decreasing = FALSE)

  cuantil= n*alfa

  VaR.sim=x[cuantil]
```

```
  var.boot[i]= VaR.sim
}

#VaR por Bootstrapping
mean(var.boot)

# Monte Carlo 1
alfa  = 0.95
simul = 1000
n = length(y) # numero de datos en para construcción de v.a normal
mc.vector     = matrix(0,simul,1)
for (i in 1:simul){
  mc = rnorm(n,mean(y,na.rm = TRUE),sd(y,na.rm = TRUE))
  mc.vector[i] = mean(mc)+ qnorm(alfa)*sd(mc)
}
mean(mc.vector)
```

Este código se ha utilizado en el programa estadístico R-studio.