

PANORAMA DE RIESGO EN LA BOLSA DE VALORES DE COLOMBIA: UNA
ESTIMACIÓN DE LA DEPENDENCIA TRANSVERSAL Y LONGITUDINAL

JEFFERSON VALDES BASTO

UNIVERSIDAD DEL VALLE

FACULTAD DE CIENCIAS SOCIALES Y ECONOMICAS

MAESTRIA EN ECONOMIA APLICADA

SANTIAGO DE CALI

2016

PANORAMA DE RIESGO EN LA BOLSA DE VALORES DE COLOMBIA: UNA
ESTIMACIÓN DE LA DEPENDENCIA TRANSVERSAL Y LONGITUDINAL

JEFFERSON VALDES BASTO

Proyecto presentado para optar al título de Magister en Economía Aplicada

Asesor

M.Res. Jorge Mario Uribe Gil

UNIVERSIDAD DEL VALLE

FACULTAD DE CIENCIAS SOCIALES Y ECONOMICAS

MAESTRIA EN ECONOMIA APLICADA

SANTIAGO DE CALI

2016

CONTENIDO

RESUMEN.....	1
1 INTRODUCCIÓN	2
2 MARCO TEÓRICO	5
2.1 Diferencia entre Riesgo e Incertidumbre.....	5
2.2 Relación entre Riesgo y Retorno.....	6
2.3 Medidas de Riesgo	6
3 ESTADO DEL ARTE	8
4 METODOLOGÍA.....	14
4.1 Definición del valor en riesgo y la pérdida esperada en las colas	14
4.2 Definición de Backtesting	17
4.2.1 Prueba de Kupiec de proporción de fallas.....	17
4.2.2 Pruebas de Christoffersen de independencia incondicional y condicional	18
4.3 Definición de Cópula.....	19
4.3.1 Tipos de Cópula	20
4.3.2 Medidas de dependencia (Tau de Kendall).....	22
5 RESULTADOS	24
6 CONCLUSIONES.....	40
7 BIBLIOGRAFÍA	42
8 ANEXOS	45

LISTA DE TABLAS

Tabla 1. Estadísticas descriptivas de la muestra	24
Tabla 2. Parámetros Función de Distribución Generalizada de Pareto.....	30
Tabla 3. Prueba de Kupiec de proporción de fallas	34
Tabla 4. Prueba de Christoffersen	34
Tabla 5. Prueba de cobertura condicional	35
Tabla 6. Tau de Kendall Cópulas Normales	36
Tabla 7. Cola t inferior	37

LISTA DE GRÁFICOS

Gráfico 1. Comportamiento de los retornos de las series seleccionadas.....	26
Gráfico 2. Valor en Riesgo, Expected Shortfall y razón Var/ES Método Normal	26
Gráfico 3. Valor en Riesgo, Expected Shortfall y razón Var/ES Método Histórico.....	27
Gráfico 4. Valor en riesgo, Expected Shortfall y razón Var/ES Método Montecarlo.....	28
Gráfico 5. Valor en Riesgo, Expected Shortfall y razón Var/ES Método usando Modelos ARMA-GARCH	29
Gráfico 6. Valor en Riesgo, Expected Shortfall y razón Var/ES método Teoría del Valor Extremo	31
Gráfico 7. Promedio del valor en riesgo calculado por los diferentes métodos	32
Gráfico 8. Porcentaje de fallas del Valor en Riesgo	33
Gráfico 9. Series para el promedio con mayor y menor dependencia	38
Gráfico 10. VaR y ES para los promedios de las series con mayor y menor dependencia..	39

LISTA DE ANEXOS

Anexo 1. Tabla resumen de los trabajos relacionados según la revisión del estado de arte	45
Anexo 2. Pruebas de efectos ARCH (LM de Engle)	45
Anexo 3. Prueba de Ljung-Box para los residuales estandarizados	46
Anexo 4. Prueba de Ljung-Box para los residuales estandarizados al cuadrado	47
Anexo 5. Prueba de Kolmogorov-Smirnov (P-Valor)	47
Anexo 6. Log de verosimilitud (Cópula Normal)	48
Anexo 7. Log de verosimilitud (Cópula t)	48

RESUMEN

Este estudio tiene como finalidad caracterizar el riesgo del mercado en Colombia en los últimos 6 años a través del Valor en Riesgo (VaR) por sus siglas en Ingles y el Expected Shortfall (ES), así como la descripción precisa del grado de dependencia de los retornos de los activos, mediante la estimación de coeficientes de dependencia asintótica, para un conjunto de activos colombianos considerados como los más bursátiles. Los resultados permiten concluir que en general las acciones de Fabricato y la preferencial de Bancolombia muestran los VaR más altos con todas las metodologías y, por el lado del análisis de las medidas de dependencia asintótica, se encuentra que las acciones de Fabricato y Banco de Bogotá son las que presentan el menor Tau de Kendall en las cópulas Normales. Con las cópulas t , se encuentra que la dependencia frente a eventos extremos es similar sin importar el grado de bursatilidad de la acción.

Palabras Clave: Valor en Riesgo VaR, Cópula, Dependencia Asintótica, Teoría Del Valor Extremo, Backtesting, Mercado Accionario Colombiano.

1 INTRODUCCIÓN

Los aportes iniciales de Markowitz (1952) alrededor del concepto de portafolio óptimo implican en la práctica que los inversionistas tienen claros los niveles de riesgo y la rentabilidad de todos los activos disponibles para la inversión. Sin embargo en entornos con información imperfecta los inversionistas deben realizar una evaluación apropiada del riesgo, que en muchos casos parte de la habilidad y experiencia del inversionista. Es en este sentido donde se configura la necesidad de implementar mejores herramientas que permitan monitorear continuamente el nivel de riesgo y el grado de dependencia entre los activos disponibles en el mercado. Mejores evaluaciones del riesgo tienen implicaciones directas sobre la previsión de las posibles pérdidas por parte de los participantes del mercado.

El Valor en Riesgo (VaR) por sus siglas en inglés, fue desarrollado al comienzo de la década de los 90 como una medida de riesgo de portafolios y mide la máxima pérdida esperada de un portafolio de activos que no será excedida, con un cierto nivel de confianza, en un período determinado (Cabrera, Mendoza y Téllez, 2012). Con la apertura comercial y financiera de inicios de los años 90, el Sistema Financiero Colombiano se reestructuró e iniciando la década del 2000, en el país se empieza a hacer uso del Valor en Riesgo (VaR) como medida del riesgo de mercado (Cardozo, 2004). Durante el 2001, siguiendo las recomendaciones del Comité de Basilea, se toma el VaR como la metodología de estimación del Riesgo de Mercado. De acuerdo con Becerra y Melo (2005) el marco regulatorio del valor en riesgo impuesto por la Superintendencia Bancaria le permitía a las entidades financieras calcular dicha medida con relativa libertad.

La profundización del sistema financiero colombiano ya se venía gestando desde inicios de la década pasada. Tal como lo afirma Uribe (2007), el mercado financiero colombiano, a pesar de seguir siendo pequeño a nivel mundial, mostró un desarrollo importante: Durante el periodo 2004-2005 registró un crecimiento superior al 100% de variación en la capitalización bursátil y del 58,3% en la capitalización. El crecimiento del

mercado de capitales aporta tanto a la disminución del riesgo transversal¹ del mercado accionario como a apalancar el crecimiento económico, dado que una mayor oferta en el mercado accionario favorece la conformación de portafolios más diversificados. Uribe (2007) afirma que el mercado accionario colombiano se ha desarrollado en tamaño y liquidez, siendo uno de los más dinámicos de la región. Así, el crecimiento del mercado accionario colombiano ha triplicado su tamaño, recuperando de 2000 a 2001 lo perdido de 1995 a 2000; esta tendencia se ha mantenido hasta la actualidad y de acuerdo con datos de la Bolsa de Valores de Colombia (BVC) durante el 2015 se transaron \$70,27 billones de pesos al mes entre transacciones de renta fija, registro-renta fija y renta variable.

Este crecimiento del sector financiero colombiano ha contribuido a la constante evaluación de las metodologías utilizadas para el cálculo del VaR. Becerra y Melo (2008) afirman que la adopción de métodos más precisos en la medición de riesgo concibe garantías para la estabilidad del sistema financiero, pues en Colombia, el VaR tiene implicaciones en el cálculo de la relación de liquidez de las entidades financieras y de aquí se deriva la importancia de hacer un seguimiento riguroso al riesgo tal como se plantea en esta investigación.

Autores como Granados y Melo (2010), Londoño (2011) y Cabrera et al. (2012), mencionan que a partir de lo estipulado en el Comité de Basilea en 1996, se instituye el VaR como medida de riesgo estándar. La medición del riesgo según el Comité de Basilea busca regular los posibles riesgos que se puedan presentar dentro de una institución financiera. De aquí surge la importancia de contar con una medida adecuada del riesgo de mercado que cuantifique el impacto en el sistema financiero. Sin embargo, en la actualidad, un análisis apropiado del riesgo requiere más que el cálculo del Valor en Riesgo, ya que según como lo afirman Uribe y Fernández (2014) el cálculo del VaR y la metodología que esta emplea se concentra en los dos primeros momentos de las distribuciones de probabilidad condicionales (media y varianza) de las series de los retornos, mientras que el tercer y cuarto momento de las distribuciones no son tenidos en cuenta y en momentos de

¹ El riesgo transversal se puede entender como todo riesgo de mercado que se transmite a diferentes activos en un momento de tiempo dado.

crisis o estrés financiero se podrían tomar decisiones inadecuadas por parte del inversionista. De esta manera, se hará un análisis complementario que contemple el tipo de inconvenientes expresados anteriormente, haciendo una estimación adicional con coeficientes de dependencia asintótica a través de funciones cópula, con el fin de estimar de forma robusta la relación de dependencia entre las series objetivo de estudio con el ánimo de detectar correlaciones extremas entre ellas.

Esta investigación tiene como principal objetivo caracterizar el riesgo del mercado en Colombia en los últimos 6 años, usando para esto medidas estándar de riesgo como el VaR, el Expected Shortfall (ES) o Pérdida Esperada en las Colas y medidas de dependencia no lineal obtenidas por medio de cópulas. Para el análisis del VaR se estiman modelos ARMA-GARCH y se usa el enfoque de la teoría del valor extremo (TVE) para modelar los hechos estilizados de las series financieras y se comparan con métodos tradicionales para calcular el VaR como el método histórico, Montecarlo y Normal, mientras que para las cópulas, se ajustan cópulas elípticas como la normal y la t. usando el enfoque de rango de correlación.

El aporte de esta investigación recae en que no se cuenta con un estudio amplio del riesgo del mercado en Colombia, en el que se analice una amplia fracción del mercado y donde se tomen en cuenta las acciones con mayor bursatilidad para determinar un ranking de las más riesgosas a las menos riesgosas. El trabajo busca brindar una herramienta más a los inversionistas que facilite la toma de decisiones de portafolio, analizando no sólo con base en el nivel de riesgo de las acciones por separado, sino en el riesgo de estas al estar juntas dentro de un portafolio de inversión.

Este trabajo se compone de seis partes. La primera parte es el resumen y la introducción. En la segunda y tercera parte se muestran los argumentos tanto teóricos como empíricos que existen históricamente en la evaluación del riesgo de mercado a nivel local. En la cuarta parte se explica a grandes rasgos la metodología empleada, tanto del Valor en Riesgo como de las cópulas. En la quinta parte se presentan los resultados empíricos obtenidos en la investigación y finalmente en la sexta parte se dan unas conclusiones.

2 MARCO TEÓRICO

Mucho se ha dicho alrededor del riesgo, sin embargo de acuerdo con McNeil, Frey y Embrechts (2005) no hay una definición lo suficientemente clara alrededor de la relación entre riesgo, incertidumbre y aleatoriedad. Aun en finanzas el riesgo se puede entender en términos de las pérdidas probables de una posición, llámesele acción, bono, materia prima, entre otros. En este sentido es necesario analizar qué tipo de condiciones debe cumplir una medida de riesgo.

2.1 Diferencia entre Riesgo e Incertidumbre

McNeil et al. (2005) mencionan que el riesgo se relaciona fuertemente con la incertidumbre. Generalmente sólo se menciona el riesgo de pérdida y pocas veces se asocia el riesgo al potencial de ganancia, esto dado que a ningún agente racional le molesta que sus ganancias sean más altas. Los autores consideran que los riesgos financieros son cualquier acontecimiento o acción que puede afectar adversamente la capacidad de una organización para lograr sus objetivos o, en otras palabras, la expectativa cuantificable de pérdida o de rendimiento más bajo que el estimado. La administración cuantitativa de riesgos aporta una mayor formalización de los conceptos, usando herramientas estadísticas para medir o estimar el riesgo, que no es observable, a partir de unas variables observadas. Toda vez que el riesgo puede ser estimado de forma cuantitativa, asignando probabilidades de ocurrencia específica a un evento adverso dado, la incertidumbre, por su parte, se refiere a las variaciones inesperadas, o incluso inconmensurables, que pueden acaecer en el mercado. Así, los análisis cuantitativos en finanzas se asocian generalmente con la medición de riesgo, y este es el sendero que se explora en este documento. No obstante, vale la pena aclarar que en gran parte de la literatura se les considera como conceptos equivalentes, convención que será adoptada en el resto de este documento.

2.2 Relación entre Riesgo y Retorno

La Teoría de Portafolio propuesta por Markowitz (1952, 1959) parte de la diversificación como una forma de disminuir el riesgo total de un portafolio combinando activos con diferentes niveles de riesgo y escasa correlación, sabiendo que los rendimientos futuros de cualquier activo en el futuro son inciertos. El autor afirma que los inversionistas buscan siempre conseguir la rentabilidad máxima, dado un nivel de riesgo específico. De aquí que se pueden clasificar los individuos de acuerdo a su grado de aversión al riesgo, siendo esta última una conducta racional al seleccionar su portafolio de inversión.

Para la selección de portafolio se propone que el inversionista debe estudiar las características de riesgo y retorno global, en lugar del riesgo y retorno de un activo particular. El rendimiento esperado se puede ver como el estímulo potencial relacionado con el portafolio, mientras que la desviación estándar se puede ver como una medida del riesgo del portafolio. Además Markowitz (1952) afirma que hay un *trade off* entre el rendimiento esperado y la dispersión. Es importante resaltar que la teoría del portafolio toma en cuenta el riesgo en los dos primeros momentos muestrales (media y varianza) para analizar la forma como los agentes toman decisiones de portafolio, esto es equivalente decir, no tiene en cuenta los hechos estilizados de las series financieras, como las colas pesadas o los agrupamientos de volatilidad.

2.3 Medidas de Riesgo

Una medida de riesgo debe cumplir con ciertas características para así cuantificar apropiadamente el riesgo de un activo, en este sentido y de acuerdo con McNeil et al. (2005) una medida de riesgo coherente, que describa el comportamiento de las pérdidas, debe cumplir con las siguientes condiciones:

- i) Sub-aditividad: $\eta(X + Y) \leq \eta(X) + \eta(Y)$

Esta propiedad menciona que el riesgo de una posición combinada no debe ser mayor que el riesgo de cada una de las posiciones que la conforman, es decir, el riesgo de un portafolio diversificado no debe ser mayor que el riesgo de los componentes individuales.

ii) Monotonicidad : si $X \leq Y$ para todos los posibles escenarios, entonces $\eta(X) \leq \eta(Y)$

Esta propiedad menciona que si un activo X tiene más pérdidas que Y entonces una medida de riesgo de X debe ser siempre mayor que una medida de riesgo de Y .

iii) Homogeneidad positiva: para cualquier escalar c , $\eta(cX) = c\eta(X)$

Esta propiedad dice esencialmente que si se aumenta una posición de un activo X c -veces entonces esa nueva posición tendrá c veces la cantidad de riesgo.

iv) Invarianza translativa: para cualquier escalar c , $\eta(X + c) = \eta(X) + c$

Esta última propiedad dice que no hay riesgo adicional, si no hay incertidumbre adicional.

En conjunto, si se cuenta con mejores herramientas para evaluar el riesgo, se tendrá mejores medidas de este, lo que se traduce en mejores decisiones de portafolio. De aquí la importancia de la evaluación y mejoramiento constante de los métodos utilizados en la cuantificación del riesgo.

Una de las críticas al VaR como medida de riesgo, es que no cumple con la condición de sub-aditividad, lo cual implica estimaciones menos robustas del riesgo de portafolio, mientras que el ES tiene la ventaja de cumplir con todas las propiedades mencionadas anteriormente.

3 ESTADO DEL ARTE

A partir de lo mencionado en el Comité de Basilea en el año 1996 empezó a tomar fuerza la administración del riesgo financiero. Autores como Down (2009), aseveran que la medición del riesgo tiene como propósito que las instituciones financieras tengan capital suficiente para soportar pérdidas sin ponerlas en riesgo, y en ese orden de ideas se deben generar mecanismos para lograr la estimación del riesgo al que se exponen en el mercado accionario de forma apropiada. El Comité de Basilea (2006) define al Riesgo de Mercado como la posibilidad de sufrir pérdidas en posiciones dentro y fuera de balance, esto implica pérdidas mayores a las contempladas a raíz de oscilaciones en los precios de mercado, las cuales están relacionadas directamente con las acciones, los tipos de interés en cartera de negociación y las divisas en todo el banco. Este comité sugiere realizar cálculos de valor en riesgo (VaR) en la medida de la participación activa en el mercado. Durante los últimos años se han realizado diversas investigaciones relacionadas con la evaluación del riesgo de mercado tanto a nivel local, como a nivel internacional, los cuales en términos generales han enfocado el análisis en el uso de acciones y activos (Ver Anexo 1)

Para entender algunos conceptos iniciales del Valor en Riesgo VaR (Value at Risk) se toma en cuenta lo mencionado en el trabajo de Linsmeier y Pearson (1996) que hace una introducción tanto conceptual como metodológica del VaR como medida de riesgo de mercado. Los autores describen tres maneras de hacer el cálculo del VaR: La simulación histórica, el método de varianzas-covarianzas y la simulación de Monte Carlo y finalmente ellos describen brevemente algunas de las medidas alternativas de riesgo de mercado.

En Colombia uno de los primeros trabajos encontrados, relacionados con la estimación del Valor en Riesgo, fue el propuesto en el trabajo de Cardozo (2004), el cual se centra en el uso de la Teoría del Valor Extremo (TVE) para calcular el VaR de 6 activos financieros colombianos los cuales fueron: DTF, Tasa de Repos, Tasa Interbancaria, Tasa de TES (CETES 90), TRM y el Índice General de la Bolsa de Valores de Colombia (IGBC). Salvo el DTF que se tomó semanal, el resto de las series son diarias. La metodología propuesta

por la autora tiene en cuenta el método de picos sobre un umbral (Peaks over Thresholds (POT)), encontrando que la distribución Normal no se ajusta a la distribución de los retornos de los activos. La autora realizó una comparación del VaR obtenido a través del VaR Normal y la TVE, encontrando como resultado un mejor ajuste según esta última. Sin embargo la autora sugiere que cuando las curtosis son demasiado altas (superiores a 30), la TVE no permite un buen ajuste.

El trabajo de Becerra y Melo (2005) hace una descripción detallada de diferentes metodologías para estimar el Riesgo de Mercado en Colombia tales como el VaR y la Pérdida esperada en las Colas (Expected Shortfall - ES). La metodología implementada por los autores para el cálculo del VaR fueron a través de los diferentes métodos existentes: Método normal, simulación histórica, la TVE, ARMA-GARCH y ARMA-GARCH-TVE. Las series usadas para este ejercicio son las variaciones diarias de la tasa interbancaria del periodo comprendido entre abril de 1995 y diciembre de 2004. Los resultados encontrados por estos autores muestran que las estimaciones que modelan la varianza condicional fueron las de mejores resultados tales como el ARMA-GARCH y el ARMA-GARCH-TVE, mientras que los peores resultados fueron los encontrados por la simulación histórica, el método Normal y la TVE, según lo mostrado en los resultados de las pruebas de desempeño (Backtesting).

Becerra y Melo (2008) realizan la medición del riesgo a través de Cópulas, en el cual hacen una descripción completa de las medidas de dependencia. Los Autores mencionan que la aproximación por cópulas tiene la ventaja de mostrar la noción de dependencia como una estructura que describe completamente la relación entre los factores de riesgo, en vez de tratar de resumirla en un solo valor. Los autores mencionan que otra de las ventajas que ofrece el uso de cópulas al analizar las funciones de distribución multivariadas, es la posibilidad de identificar los patrones de dependencia existentes entre los valores extremos de las variables aleatorias. Para la estimación empírica, ellos hacen uso de tres activos representativos del mercado accionario colombiano los cuales son: El Índice General de la Bolsa de Colombia (IGBC), la tasa representativa del mercado (TRM) y un producto

representativo del mercado de deuda, un título de deuda del Gobierno Nacional (TES), en un periodo diario comprendido entre el 8 de octubre de 2002 y el 31 de mayo de 2007, para un total de 1135 observaciones. Los resultados encontrados muestran que los modelos VaR–GARCH–Cópula(t) y VaR–GARCH–Cópula(Normal) fueron las de mejor desempeño según los resultados de Backtesting.

Revisar algunos aspectos del manejo del riesgo de mercado que establece la Superintendencia Financiera colombiana es muy relevante, ya que dentro de dicha regulación se omiten asuntos importantes sobre la estimación del VaR. El trabajo de Granados y Melo (2010) muestra un análisis relacionado con las diferentes metodologías de Backtesting tomando el VaR y el VaR condicional utilizando la metodología de RiskMetrics®, ARMA-GARCH, simulación histórica y simulación Normal resultante del uso de la serie de la Tasa Representativa del Mercado, los TES y el Índice General de la Bolsa de Valores de Colombia en el periodo 2003-2010. Los resultados de este trabajo muestran que los mejores desempeños se dan con aquellas estimaciones que contemplan la modelación de la media y la varianza condicional tales como el ARMA-GARCH y para horizontes de pronóstico mayores a un día ningún modelo es apropiado.

Los modelos propuestos por Díaz, Maldonado y Salinas (2010) para la estimación del valor en riesgo (VaR) hacen uso de la teoría de valor extremo (TVE) y de cópulas. Estos autores consideran un portafolio compuesto por tres activos representativos del mercado colombiano: Tasas de interés de los títulos TES, Tasa Representativa del Mercado TRM y el Índice General de la Bolsa de Valores de Colombia IGBC. La metodología propuesta por los autores se basa en el ajuste de modelos ARMA-GARCH, y las cópulas son elaboradas con el objetivo de modelar la media y la varianza, en los cuales los retornos deben ser independientes e idénticamente distribuidas para usar TVE, así como caracterizar la estructura de dependencia entre los factores de riesgo. El resultado más relevante de este trabajo recae en que los modelos que contemplan la volatilidad y la estructura de dependencia son más apropiados, que hacer uso de estimaciones que contemplen el supuesto de normalidad.

En la literatura nacional se destaca el trabajo de Uribe y Ulloa (2012) en el cual se exploran varias metodologías tanto para el cálculo del VaR como del ES, tales como: método Normal, simulación histórica, simulación de Montecarlo, TVE y ARMA-GARCH. Para este trabajo, los autores tomaron en cuenta los índices bursátiles: IGBC (Colombia), IPC (México), IBOVESPA (Brasil), Merval (Argentina), S&P500 (Estados Unidos), FTSE (Inglaterra), SSMI (Suiza), NIKKEI 225 (Japón), HSI (Hong Kong), BSESN (India). Como resultados relevantes los autores encontraron que el mercado de Brasil estuvo entre los más riesgosos, mientras que el mercado Colombiano estuvo entre los de menor riesgo. Finalmente estos autores construyen un ranking de riesgo de mercados accionarios latinoamericanos y de algunos países desarrollados y concluyen que el VaR no es apropiado afirmando que el ES se comporta mejor frente a choques extremos.

Finalmente Jiménez y Melo (2014) calculan el valor en riesgo VaR y el valor en riesgo condicional CVaR tomando en cuenta los cuatro primeros momentos. Los autores usan varias formas paramétricas para modelar la asimetría y curtosis (tercer y cuarto momento). La metodología empleada por los autores incluye los métodos tradicionales tales como: La simulación histórica, método Normal, Riskmetrics®, ARMA-GARCH y de métodos de modelación de curtosis y asimetría como la distribución t-student asimétrica entre otros. Hacen uso de la Tasa Representativa del Mercado, los TES, y el IGBC del periodo diario comprendido entre enero de 2008 y febrero de 2014 para la estimación de los diferentes VaR y CVaR. Finalmente los autores concluyen que las medidas de riesgo de mercado presentan mejor desempeño al modelar la asimetría y la curtosis.

Otros trabajos relacionados con el estudio del mercado financiero colombiano, desarrollaron algunas técnicas econométricas robustas, las cuales se muestran a continuación. Un claro ejemplo de este tema es el desarrollado por Uribe (2011) el cual a través de coeficientes de dependencia asintótica busca detectar la existencia de contagio financiero. El autor encuentra que no se presenta contagio en los mercados financieros colombianos en relación con los mercados financieros globales de Estados Unidos.

Reunir los conceptos de la teoría financiera y los métodos para la valoración de empresas es importante ya que ambos buscan analizar la valoración financiera. Hernández (2012), desarrolla este análisis a través de la evaluación del comportamiento en el mercado de las acciones cuya población objeto de estudio son las empresas que hacen parte del cálculo del Índice General de la Bolsa de Valores de Colombia (IGBC). La metodología que el autor propone radica en la elaboración de un diagnóstico a través del análisis del riesgo y la rentabilidad de las acciones objeto de estudio, y luego analiza la conformación de la estructura del capital, así como su rendimiento esperado, construyendo un ranking basado en el diagnóstico del mercado y la estructura de capital de las empresas emisoras de acciones.

Duarte, Ramírez, y Mascareñas (2013) analizan la rentabilidad histórica de las empresas que cotizan en la bolsa de valores de Colombia, con el objetivo de determinar la posible presencia de una prima de riesgo en las empresas de menor tamaño con relación a las de mayor tamaño. Para llevar a cabo este trabajo, los autores tomaron el periodo de estudio enero de 2004 - junio de 2012. Los resultados obtenidos por los autores para el mercado de valores de Colombia no muestran la presencia de una prima de riesgo adicional debida al tamaño de las empresas, rechazando tanto el efecto tamaño como el efecto invertido.

En la literatura consultada para la elaboración de este trabajo se encuentra que la mayoría de los autores hacen uso de algunos métodos econométricos comunes, sin embargo Ojeda y Castaño (2014) recientemente han realizado un trabajo en el cual prueban la hipótesis de eficiencia débil al comprobar la hipótesis de martingala en diferencias en los retornos del Índice General de la Bolsa de Valores de Colombia, IGBC. Los autores consideran una estructura de dependencia condicional de primer orden mediante un modelo ARFIMA, y de segundo orden con un modelo HYAPARCH. Los resultados obtenidos por los autores, rechazan la hipótesis de eficiencia débil al mostrar que el proceso generador de los retornos parece obedecer a un modelo ARFI, en media condicional y a un HYAGARCH, en varianza condicional.

En un trabajo reciente, Uribe y Fernández (2014) hacen uso de cópulas, como una medida para la administración del riesgo en portafolios de acciones. Los autores toman catorce de las acciones más líquidas durante el periodo 2007-2012 para la estimación econométrica. Los resultados encontrados por los autores muestran que existen dependencias considerables entre las acciones de diferentes sectores de la economía, lo cual muestra que un choque extremo que se presente en un sector, se propaga hacia los demás. Finalmente los autores encuentran sospechas de una alta vulnerabilidad del mercado de acciones colombiano ante eventos de tipo sistémico.

4 METODOLOGÍA

Con el objetivo de analizar el panorama del riesgo en el mercado accionario colombiano se calculan dos medidas de riesgo estándar en la literatura, como son el Valor en Riesgo y la Pérdida Esperada en las Colas, para luego analizar la estructura de dependencia subyacente por medio de un análisis de cópulas bivariadas.

4.1 Definición del valor en riesgo y la pérdida esperada en las colas

En la actualidad la medida más utilizada para la medición del riesgo, es el valor en riesgo adoptado siguiendo las recomendaciones de Basilea I, como parte de un marco para regular y monitorear los niveles de riesgo en los mercados financieros. En términos estrictos, el valor en riesgo es una medida de riesgo que dice cuál es la mayor pérdida esperada, a un nivel de confianza $\alpha \in (0,1)$ dado. El valor en riesgo VaR del portafolio con un nivel de confianza α viene dado por el menor número l tal que la probabilidad de que la pérdida L exceda a l no es mayor que $(1-\alpha)$ matemáticamente sería (Ver McNeil et al. (2005)) igual a:

$$VaR_{\alpha} = \inf\{l \in \mathbb{R}: P(L > l) \leq 1-\alpha\} = \inf\{l \in \mathbb{R}: F_L(l) \geq \alpha\} \quad (1)$$

Una medida alternativa, relacionada al VaR es la Pérdida Esperada en las Colas o Expected Shortfall, en adelante ES por sus siglas en inglés. Esta medida surge de la necesidad de analizar las pérdidas catastróficas. En este sentido el ES mide la pérdida esperada en el peor escenario posible, matemáticamente se tiene:

$$ES_{1-p} = E(X|X > VaR) = (\int_{VaR}^{\infty} xf(x)dx) / (Pr(X > VaR)) \quad (2)$$

Siguiendo a Uribe y Ulloa (2012), este documento calcula el VaR y el ES siguiendo cinco metodologías diferentes:

Método Normal: Se asume que los retornos siguen una Distribución Normal. El VaR y el ES se calculan paramétricamente de la siguiente forma:

$$VaR_{1-p} = \mu_t + z_{1-p}\sigma_t \quad (3)$$

$$ES_{(1-p)} = \mu_t + \frac{\phi(\Phi^{-1}(1-p))}{p} \quad (4)$$

Dónde: μ_t corresponde a la media de la distribución, z_{1-p} es el valor de la distribución Normal con una confianza de $1 - p$, σ_t es la desviación estándar de la distribución y $\frac{\phi(\Phi^{-1}(1-p))}{p}$ representa el área en la cola de la distribución al $1-p$ de confianza.

Método Histórico: Parte de la construcción de una función de pérdidas no paramétrica L . L corresponde a los retornos organizados ascendentemente. El VaR en este caso consiste en el valor correspondiente al cuantil seleccionado $1-p$ y el ES será el promedio de todos los valores por encima del VaR.

$$VaR_{1-p} = q_{1-p}(L) \quad (5)$$

$$ES_{(1-p)} = \frac{1}{p} \int_{1-p}^1 VaR_u(L) du \text{ donde } u \geq (1 - p) \quad (6)$$

Método por Simulación de Montecarlo: Este método es muy similar al Método Histórico, la diferencia consiste en que se supone que el proceso generador de datos no cambia, lo que permite realizar un re-muestreo con los retornos observados creando una nueva función de pérdidas L

Método usando modelos ARMA-GARCH: Al modelar la dependencia en media y varianza por medio de modelos ARMA-GARCH se obtiene la predicción de la media y la varianza condicional. Se opta por modelar usando una distribución *t-student*, por lo que se tiene:

$$VaR_{(1-p)} = \mu_{t+1} + t_{(1-p),v} \sigma_{t+1} \quad (7)$$

$$ES_{(1-p)} = \mu_{t+1} + \sigma_{t+1} \left(\frac{f_v(x_{(1-p)})}{p} \right) \left(\frac{v+x_{(1-p)}^2}{v-1} \right) \quad (8)$$

Donde v son los grados de libertad, y f_v es la función de densidad. Para una exposición más detallada ver McNeil et al. (2005).

Método usando Teoría del Valor Extremo (TVE): Se centra en el análisis de los valores extremos de la distribución. Esto tiene muchas implicaciones en términos del análisis de riesgo, dado que las series financieras se caracterizan por tener colas pesadas, y por asimetrías entre las pérdidas y las ganancias. En este sentido este método permite concentrarse en el análisis de las pérdidas más extremas.

En la literatura se pueden encontrar dos enfoques, el primero denominado enfoque de máximos por bloques, en el que la muestra se divide en segmentos y se modelan los mayores valores de los diferentes subperiodos. Este enfoque tiene problemas asociados con la elección del tamaño óptimo de las submuestras, después de un umbral.

En este estudio se sigue el enfoque de picos sobre el umbral o *Peaks Over Threshold* (POT), partiendo de los residuales estandarizados² obtenidos de los modelos ARMA-GARCH y suponiendo que estos se distribuyen idéntica e independientemente. A diferencia del enfoque de máximos por bloques, este enfoque se centra en los excesos de la función de pérdidas por encima de un determinado umbral, el cual debe ser establecido *a priori*.

Partiendo de que la función de pérdidas se comporta de manera diferente después de determinado umbral, se puede ajustar la Función de Distribución Generalizada de Pareto:

$$G_{\xi, \beta(\eta)}(y) = \begin{cases} 1 - \left[1 + \frac{\xi y}{\beta(\eta)}\right] & \text{para } \xi \neq 0 \\ 1 - \exp\left[-\frac{y}{\beta(\eta)}\right] & \text{para } \xi = 0 \end{cases} \quad (9)$$

Donde y es la función de pérdidas por encima del umbral, ξ es un parámetro de forma, $\beta(\eta)$ es un parámetro de escala que depende del umbral. Para escoger el umbral se utiliza la función de exceso medio $e_T(\eta) = \frac{1}{N_\eta} \sum_{i=1}^{N_\eta} (x_{ti} - \eta)$ con el objetivo de analizar el comportamiento de la función de pérdidas al modificar η por medio del análisis de la gráfica de la función de exceso medio empírica, se determina el umbral que mas se ajuste al

² Esto es equivalente a decir que se trabajan los retornos una vez se ha modelado la dependencia en media y varianza

comportamiento de las series, tratando siempre de no usar umbrales demasiado altos, en donde no se capture la distribución en las colas, o demasiado bajos que no se tomen valores extremos.

Finalmente y a partir de estos parámetros, el VaR y el ES quedan definidos como:

$$VaR_{(1-p)} = \mu + \sigma \left[\frac{v}{\sigma_{tv}} + \frac{\beta}{\xi} \left(\left(\frac{\alpha}{T_v/T} \right)^{-\xi} - 1 \right) \right] \quad (10)$$

$$ES_{(1-p)} = \mu + \sigma \left(\frac{VaR_{(1-p)} + \beta - \xi v}{1 - \xi} \right) \quad (11)$$

4.2 Definición de Backtesting

En la práctica, la estimación del riesgo es una labor que se rige por estándares legales, por lo cual es necesario, determinar qué tan idónea es una medida de riesgo. De acuerdo con Granados y Melo (2010), para que una medida del riesgo se considere adecuada debe cumplir con dos propiedades tales como la propiedad de cubrimiento incondicional y la de independencia, las cuales dicen que por una parte, la probabilidad de que se genere un exceso sobre el VaR reportado debe ser exactamente $1 - \alpha$. Por otra parte, cualquier par de elementos en la secuencia de fallos deben ser independientes.

Con el fin de verificar la validez y siguiendo a Granados y Melo (2010), se utilizan las siguientes pruebas estándar en la literatura:

4.2.1 Prueba de Kupiec de proporción de fallas

Esta prueba se centra en evaluar si a un determinado nivel de confianza, el VaR predice correctamente el nivel de riesgo y por ende, si la proporción de veces que las pérdidas superan el valor en riesgo es menor al 5% del total de la muestra

$$LR_{UC} = 2 \ln \left(\frac{p^x (1-p)^{m-x}}{\hat{p}^x (1-\hat{p})^{m-x}} \right) = 2 \left(\ell(\hat{\pi}_o) - \ell(\hat{\pi}_p) \right) \quad (12)$$

Donde x representa el número de excepciones, m el número de observaciones incluidas en el backtesting y $\tilde{p}^x$ la proporción de pérdidas que superan el VaR.

De acuerdo con esta prueba, la hipótesis nula que se intenta probar es que el VaR está bien especificado y mide el máximo nivel de riesgo a un determinado nivel de confianza, con la hipótesis de alterna, de que el VaR no mide correctamente el nivel de riesgo.

4.2.2 Pruebas de Christoffersen de independencia incondicional y condicional

En la práctica la probabilidad de que las pérdidas superen el VaR en un momento dado, no debe depender de cuantas otras veces las pérdidas han superado el VaR, la prueba de dependencia incondicional evalúa si efectivamente dichas fallas del VaR son independientes entre ellas:

$$LR_{ind} = 2(\ell(\hat{\pi}_1) - \ell(\hat{\pi}_0)) \quad (13)$$

Donde ℓ es el logaritmo de verosimilitud de las matrices de transición que miden la probabilidad de que las excepciones del VaR (cantidad de veces que las pérdidas son mayores al VaR) sean dependientes entre ellas.

En esta misma línea se tiene la prueba condicional donde se evalúa conjuntamente si el VaR está midiendo apropiadamente el nivel de riesgo y si las excepciones al VaR son independientes entre sí, De acuerdo con Melo y Granados (2010) se puede demostrar que la prueba de cobertura condicional es equivalente a sumar el estadístico LR de la prueba de cobertura incondicional de Kupiec y la prueba de independencia de Christoffersen, por lo que la prueba será:

$$L_{cc} = L_{ind} + L_{uc} \quad (14)$$

4.3 Definición de Cópula

La administración y gestión de riesgos financieros no puede restringirse al análisis univariado pues se estarían ignorando adrede las decisiones de los agentes, que tienen portafolios compuestos por diferentes tipos de activos y por ende, ignorando cualquier tipo de dependencia entre los activos financieros. De acuerdo con Becerra y Melo (2008), en finanzas se pueden caracterizar dos tipos de dependencia asociados a diferentes factores de riesgo, la primera es la dependencia longitudinal y la segunda la dependencia transversal.

En el apartado anterior se expusieron técnicas de series de tiempo para modelar la dependencia longitudinal a través de los modelos GARCH. En esta sección se expone cómo por medio de cópulas bivariadas se modelará la dependencia transversal en el mercado accionario colombiano.

Matemáticamente y siguiendo la notación de McNeil et al. (2005) y Becerra y Melo (2008), una cópula es una función multivariada C definida en el intervalo $[0,1]$, cuyas funciones de distribución marginales se distribuyen uniforme $(0,1)$. En términos del análisis de riesgo, C es una función que permite mapear la dependencia de dos o más variables y en el caso bivariado $C(u,v)$ se tiene que la función cópula cumple con las siguientes propiedades:

- i) $C(u_1, u_2)$ es una función creciente para cada una de sus componentes.
- ii) $C(u_1, 1) = u_1 \in u_1[0, 1]$ y $C(1; u_2) = u_2 \in u_2[0, 1]$
- iii) $\forall a_1 \leq a_2$ y $\forall b_1 \geq b_2$ $C(a_1, b_1) + C(a_2, b_2) - C(a_1, b_2) - C(a_2, b_1) \geq 0$
- iv) $\max(u_1 + u_2 - 1, 0) \leq C(u_1, u_2) \leq \min(u_1, u_2)$

Las primeras tres propiedades caracterizan una cópula mientras la cuarta permite delimitarla, mediante los límites de Fréchet.

El teorema fundamental que permite el análisis de dependencia a partir de distribuciones marginales fue propuesto por Sklar (1959). Este teorema garantiza que existirá una distribución conjunta a la que se puede llegar a partir de las distribuciones marginales u y v matemáticamente:

Sea H una función de distribución n -dimensional con marginales $F_1, \dots, F_n$ entonces existe una cópula C tal que $\forall X \in \overline{R}^n$

$$H(x_1 \dots x_n) = C(F_1(x_1), \dots, F_n(x_n)) \quad (15)$$

Si todas las marginales $F_1, \dots, F_n$ son continuas, entonces C es única y está definida en $\text{ran}(F_1) \times \dots \times \text{ran}(F_n)$, donde $\text{ran}(F_i)$ es el rango de F_i .

4.3.1 Tipos de Cópula

De acuerdo con lo anterior, por medio de la función cópula se puede mapear la dependencia transversal entre diferentes acciones del mercado de valores colombiano Sin embargo, uno de los problemas al momento de trabajar con cópulas radica en la identificación de la cópula que mejor describa la relación de dependencia entre diferentes variables. En este trabajo se ajustarán las siguientes familias de cópulas paramétricas.

Cópulas Elípticas: Esta familia de cópulas se caracterizan por la simetría de las relaciones de dependencia que representa. Entre las cópulas elípticas se tienen las cópulas Gaussiana y la cópula t que formalmente se caracterizan de la siguiente forma:

$$\begin{aligned} C_P^{Ga}(u) &= \Phi_P(\Phi^{-1}(u_1), \dots; \Phi^{-1}(u_d)) \\ &= \int_{-\infty}^{\Phi^{-1}(u_1)} \dots \int_{-\infty}^{\Phi^{-1}(u_d)} \frac{1}{(2\pi)^{\frac{d}{2}} |P|^{\frac{1}{2}}} \exp\left(-\frac{1}{2} X' P^{-1} X\right) dx_1 \dots dx_d \quad (16) \end{aligned}$$

Donde P es la matriz de correlación y, Φ_P y Φ^{-1} son la función de distribución y la inversa de la Función de Distribución Normal Multivariada. Respectivamente, para la cópula t se tiene:

$$\begin{aligned} C_{v,P}^t(u) &= t_{v,P}(t_v^{-1}(u_1), \dots; t_v^{-1}(u_d)) \\ &= \int_{-\infty}^{t_v^{-1}(u_1)} \dots \int_{-\infty}^{t_v^{-1}(u_d)} \frac{\Gamma(\frac{v+d}{2}) |P|^{-\frac{1}{2}}}{\Gamma(\frac{v}{2}) (v\pi)^{\frac{d}{2}}} \left(1 + \frac{1}{v} X' P^{-1} X\right)^{-\frac{v+d}{2}} dx_1 \dots dx_d \quad (17) \end{aligned}$$

Donde P es la matriz de correlación y $t_{v,P}$ y $t_{v,P}^{-1}$ son la función de distribución y la inversa de la Función de Distribución t Multivariada, respectivamente.

Cóputas Arquimedianas: Para entender la versatilidad de las cóputas arquimedianas para modelar dependencia entre dos pares de variables cualquiera, es conveniente introducir el concepto de función generadora. De acuerdo con McNeil et al. (2005) se dice que es una cóputa Arquimediana, si la función generadora $\phi: [0,1] \rightarrow \mathbb{R}^+$ es una función continua, estrictamente creciente y convexa que satisface $\phi(1) = 0$. Siguiendo a Becerra y Melo (2008), se tiene que:

Si $\phi: [0,1] \rightarrow \mathbb{R}^+$ es una función continua, estrictamente creciente, convexa que satisface $\phi(1) = 0$, se dice que la cóputa Arquimediana se puede representar como:

$$C(u_1, u_2) = \phi^{-1}(\phi(u_1) + \phi(u_2)) \quad (18)$$

Donde ϕ es la función generadora. Partiendo de diferentes funciones generadoras se pueden modelar diferentes tipos de dependencias. Entre las funciones a estimar en este trabajo se tienen las cóputas Frank, Clayton y Gumbel.

Cóputa Frank: La función generadora de la cóputa Frank es igual a $\phi(t) = -\log\left(\frac{\exp(-\theta t)-1}{\exp(\theta)-1}\right)$ $\theta > 0$, por lo que la cóputa Frank se puede definir como:

$$C^F(u_1, u_2) = -\log\left[1 + \frac{(e^{-\theta u_1}-1)(e^{-\theta u_2}-1)}{e^{-\theta}-1}\right] \quad (19)$$

Con el fin de analizar el grado de dependencia obtenido con esta cóputa, se tiene que la *tau de Kendall* dado el parámetro θ será igual a:

$$\tau(\theta) = 1 - \frac{4}{\theta} + \frac{4}{\theta^2} \int_0^\theta \frac{t}{e^t-1} dt. \quad (20)$$

Cóputa Clayton: La función generadora es igual a $\phi(t) = \frac{1}{\theta}(t^{-\theta} - 1)$ con $\theta > 0$, de acuerdo con esto la cóputa Clayton tomaría la siguiente forma:

$$C^c(u_1, u_2) = (u_1^{-\theta} + u_2^{-\theta} - 1)^{\frac{1}{\theta}} \quad (21)$$

Del mismo modo la *tau de Kendall* para la cóputa Clayton será:

$$\tau(\theta) = \frac{1}{2\left(\frac{1}{\theta}\right)+1} \quad (22)$$

Cópula Gumbel: La función generadora en este caso es $\phi(t) = (-\log(t))^\theta$ con $\theta > 1$ de esta forma la cópula queda definida de la siguiente forma:

$$C^G(u_1, u_2) = \exp\left(-(\log(u_1)^\theta + \log(u_2)^\theta)^{\frac{1}{\theta}}\right) \quad (23)$$

Y la *tau de Kendall* en este caso será:

$$\tau(\theta) = 1 - \frac{1}{\theta} \quad (24)$$

4.3.2 Medidas de dependencia (Tau de Kendall)

De acuerdo con McNeil et al. (2005) fuera del tradicional coeficiente de correlación, se pueden definir dos tipos de medidas de dependencia a partir de la función cópula, siendo el Rango de correlación (Rank Correlation) y las medidas de dependencia en las colas:

Rango de correlación de Kendall o tau de Kendall

La tau de Kendall es una medida de concordancia y está definida como:

$$\rho_\tau(X_1, X_2) = E(\text{signo}((X_1 - \tilde{X}_1)(X_2 - \tilde{X}_2))) \quad (25)$$

La ecuación 25 muestra como la tau de Kendall usa la magnitud y el signo de dos pares de puntos para determinar la probabilidad de que dos vectores sean concordantes o discordantes.

Dependencia asintótica en las colas

Para medir la dependencia extrema entre diferentes series, es decir la dependencia después de cierto umbral entre dos pares de series, se utilizan los coeficientes de dependencia asintótica que se obtienen a partir de las cópulas. De manera general el coeficiente asintótica superior se puede expresar como:

$$\lambda_u := \lambda_u(X_1, X_2) = \lim_{q \rightarrow 1^-} P(X_2 > F_2^{\leftarrow}(q) / X_1 \leq F_1^{\leftarrow}(q)) \quad (26)$$

Donde X_1 y X_2 son dos variables aleatorias que siguen funciones de distribución F_1 y F_2 , si existe un límite $\lambda_u \in [0,1]$, entonces se dice que X_1 y X_2 muestran cierto grado de dependencia asintótica y si $\lambda_u = 0$ entonces, no existe dependencia asintótica entre X_1 y X_2 .

$$\lambda_1 := \lambda_1(X_1, X_2) = \lim_{q \rightarrow 0^+} P(X_2 \leq F_2^{\leftarrow}(q) / X_1 \leq F_1^{\leftarrow}(q)) \quad (27)$$

De manera análoga se define el coeficiente de dependencia asintótica para la cola inferior, para el caso particular de la cópula t basta con analizar el coeficiente de dependencia en una de las colas, dado que por la simetría radial de esta cópula, la dependencia en ambas colas es simétrica, por lo que el coeficiente de dependencia asintótica será:

$$\lambda = 2t_{v+1} \left(-\sqrt{\frac{(v+1)(1-\rho)}{1+\rho}} \right) \quad (28)$$

Donde t_{v+1} denota la función de densidad para una función de distribución t con v grados de libertad y donde ρ es el coeficiente de correlación

5 RESULTADOS

Para efectos de la estimación de los niveles de riesgo en la Bolsa de Valores de Colombia (BVC) se seleccionaron los retornos de 14 acciones, que de acuerdo a al volumen de transacciones en la BVC equivalen a aproximadamente más del 50% de las transacciones en la bolsa de valores que se cotizan actualmente³. Para las series se tienen los retornos diarios desde el 5 de enero del 2010, hasta el 30 de junio del 2015 de las siguientes acciones:

Ecopetrol, Éxito, Empresa de Energía de Bogotá (EEB), Corficolombiana, Bancolombia, Interconexión Eléctrica S.A. E.S.P (ISA), Cementos Argos, ISAGEN, Grupo Sura, Preferencial Bancolombia (PFBCOLOM), Fabricato, ETB, Grupo Aval y Banco de Bogotá (BOGOTA).

Tabla 1. Estadísticas descriptivas de la muestra

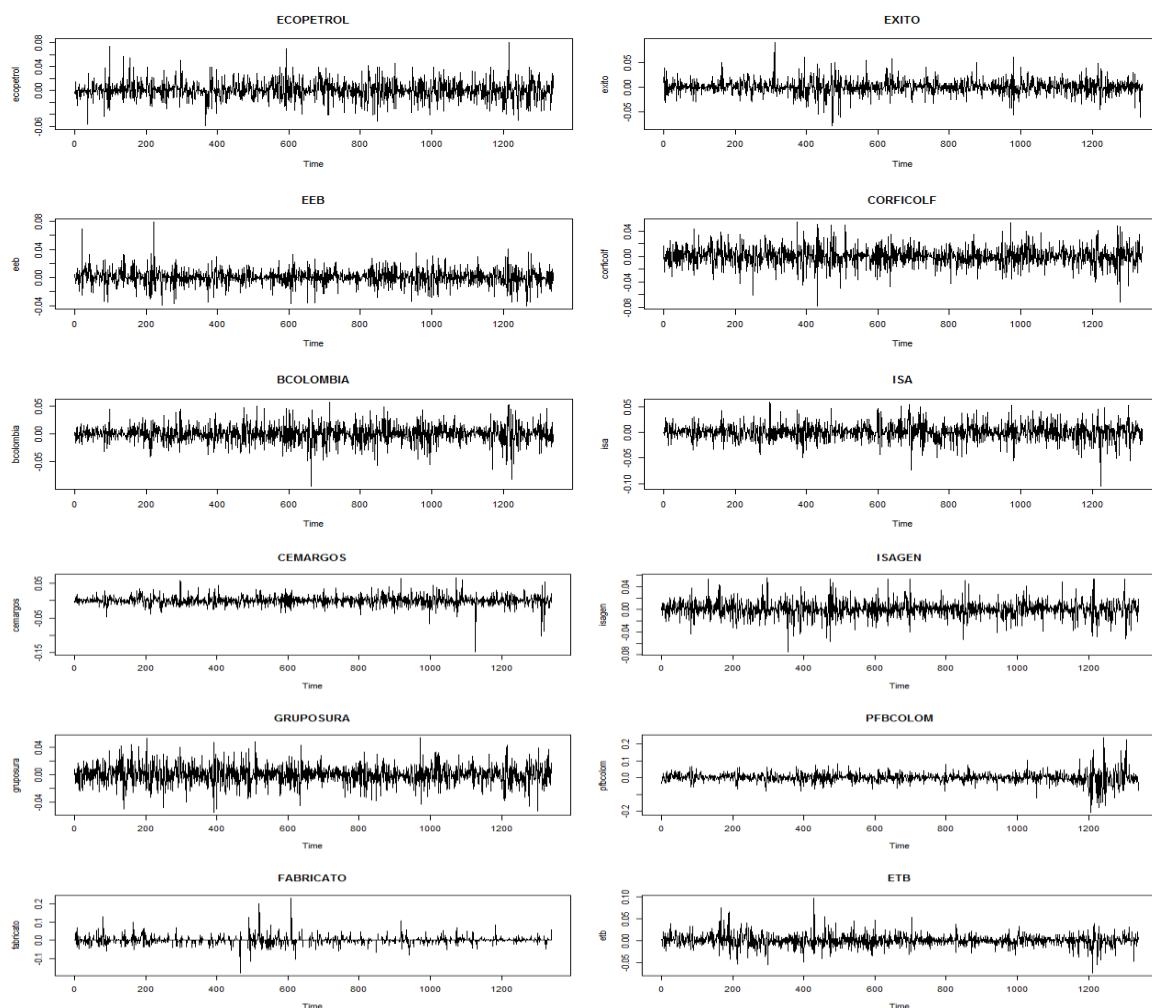
Serie	Media	Desv.Est.	Min	Max	Asimetría	Curtosis	N
Ecopetrol	0.0001027	0.0149966	-0.0594234	-0.0594234	0.2035171	5.248483	1340
Exito	0.0006505	0.0179344	-0.0783906	-0.0783906	7.299122	146.3533	1340
Eeb	0.0003414	0.0110316	-0.0403036	-0.0403036	0.2136544	7.083019	1340
Corficolf	0.0001172	0.0145578	-0.077866	-0.077866	-0.1701764	5.068548	1340
Bcolombia	-0.0004233	0.0156357	-0.0932124	-0.0932124	-0.3254403	5.586455	1340
Isa	0.0003508	0.0161111	-0.1044791	-0.1044791	-0.2344097	5.451017	1340
Cemargos	0.0001746	0.014086	-0.14898	-0.14898	-1.010666	16.9834	1340
Isagen	0.000293	0.0142527	-0.0752085	-0.0752085	-0.09373	5.665701	1340
Gruposura	0.00015	0.0138342	-0.0546339	-0.0546339	-0.0250769	4.269325	1340
Pfbcolom	-0.0008327	0.0326543	-0.2067944	-0.2067944	0.1262458	14.60029	1340
Fabricato	0.0001523	0.0210293	-0.1784828	-0.1784828	1.617192	28.40296	1340
Etb	0.0003793	0.0135468	-0.0735025	-0.0735025	0.3279175	8.286778	1340
Grupoaval	0.0004305	0.0114036	-0.0504006	-0.0504006	0.0866581	5.669338	1340
Bogotá	0.0001614	0.0101714	-0.1284562	-0.1284562	-0.4689536	46.77546	1340

Fuente: elaboración propia.

La muestra queda compuesta por 14 series con 1340 observaciones cada una. En la Tabla 1 se pueden apreciar las estadísticas descriptivas de la muestra. Se observa que la

³ El informe bursátil para julio del 2015 muestra que solo entre Grupo Sura, Ecopetrol, Preferencial Bancolombia, Preferencias Grupo Aval, Éxito y Grupo Aval movieron el 57% de todas las transacciones.

media de las series ronda el cero. Los retornos de la acción del Éxito tienen la media más alta (0.0006505) mientras que la acción preferencial de Bancolombia tiene la más baja (-0.0008327). Al analizar la asimetría, la curtosis, el máximo y el mínimo de las series, se pueden ver indicios de colas pesadas en la distribución de algunas de éstas, tales como las acciones de Éxito y Banco de Bogotá. Sin embargo todas las series presentaron un coeficiente de curtosis superior a 3 que muestra que todas las series presentan indicios de colas pesadas. Al analizar las gráficas de las series, se confirma la existencia de datos atípicos en las series mencionadas anteriormente. También se pueden apreciar agrupamientos de volatilidad en todas las series, características comunes en las series financieras.



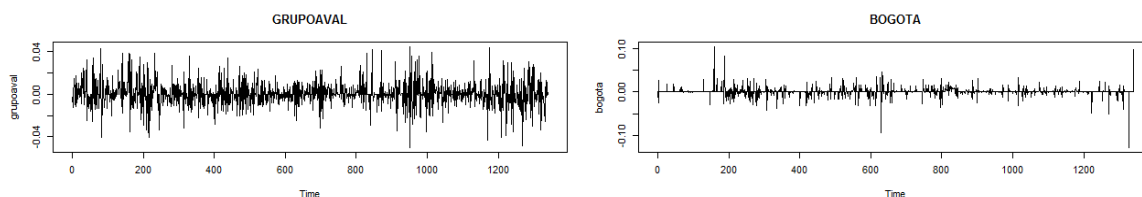


Gráfico 1. Comportamiento de los retornos de las series seleccionadas
Fuente: elaboración propia.

Dependencia longitudinal

Valor en Riesgo Método Normal

Al analizar los VaR y ES obtenidos al suponer que los retornos siguen una distribución Normal (Gráfico 2), se observa que en un escenario de operación promedio la acción preferencial de Bancolombia (PFBCOLOM) podría perder el 5,4% de su valor, y en un escenario extremo podría llegar a perder un poco más del 6,8%. Sin embargo, el VaR promedio, para toda la muestra, ronda el 0,025 por lo que en promedio la pérdida estimada para las series de la muestra estaría rondado el 2,5% y en un escenario extremo las pérdidas en las colas rondarían el 3,2%.

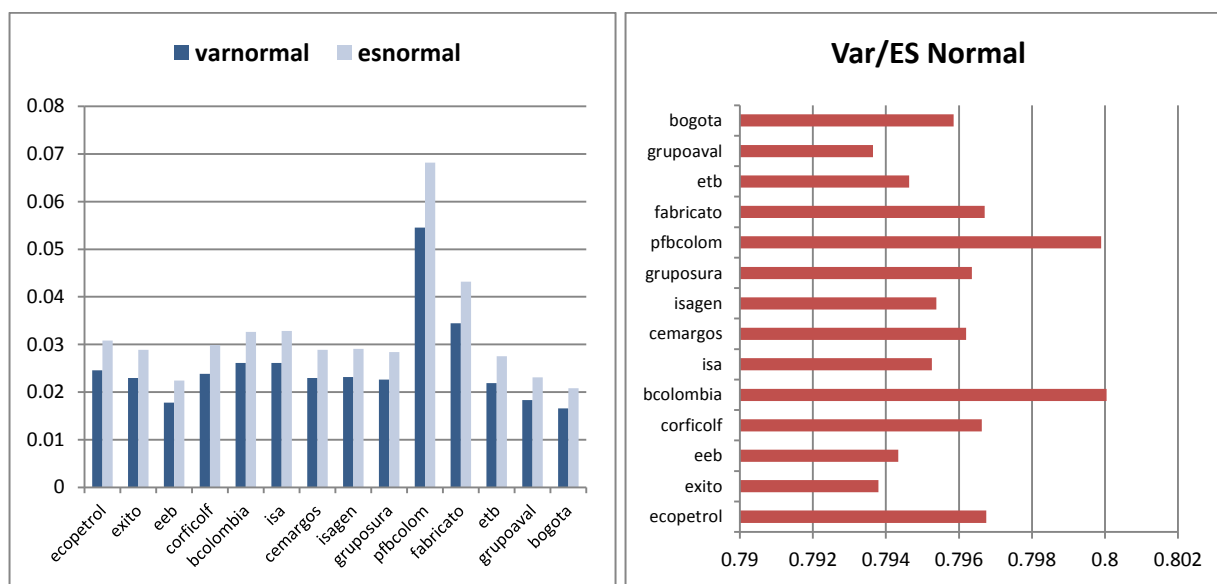


Gráfico 2. Valor en Riesgo, Expected Shortfall y razón Var/ES Método Normal
Fuente: elaboración propia. VaR y ES calculados al 95% de confianza

En cuanto al riesgo relativo se puede observar la razón entre el VaR y el ES. Esta relación se puede interpretar como una medida de la cobertura adicional que se requeriría frente a eventos extremos, pues mostraría qué tanto porcentaje del riesgo extremo está capturando el VaR en comparación con el ES, y en el caso del Método Normal se puede apreciar como en promedio el VaR captura el 79% del riesgo en eventos extremos.

Valor en Riesgo Método Histórico

La serie con mayor VaR en este caso es la preferencial de Bancolombia con un valor VaR igual a 0,042 y una ES de 0.08. Es decir, la pérdida esperada en un día normal es del 4,2% sobre el precio de la acción y del 8% en un escenario extremo. El VaR promedio es de 0.020 y el ES en promedio es igual al 0.038, por lo que la pérdida promedio esperada es del 2% y en promedio la pérdida en un muy mal día (en la cola izquierda de la distribución de los retornos, más allá del VaR) será del 3,8%.

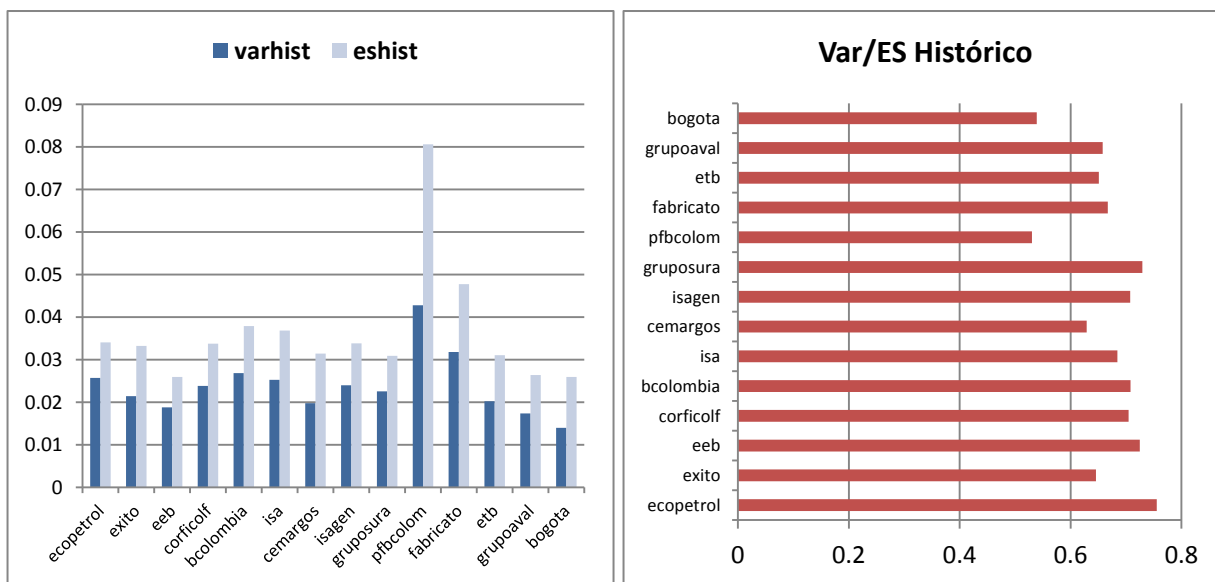


Gráfico 3. Valor en Riesgo, Expected Shortfall y razón Var/ES Método Histórico

Fuente: elaboración propia. VaR y ES calculados al 95% de confianza

Al analizar la razón entre los VaR y ES estimados, se observa que la razón VaR/ES varía mucho en comparación con los niveles observados por medio del método Normal. Por Ejemplo, el VaR estimado para la Preferencial de Bancolombia solo captura cerca del 53%

del riesgo capturado por el ES, y en el caso de Ecopetrol, el VaR captura el 75,5% del ES, esto muestra la susceptibilidad del método con respecto a los valores extremos de la función de pérdidas.

Valor en Riesgo Método Montecarlo

Se realizó un remuestreo (*bootstrap*) a partir de los datos de la muestra hasta alcanzar 100.000 nuevas observaciones. Los resultados al usar el Método de Montecarlo son muy similares al Método Histórico y al igual que este último, el VaR y ES más altos son los de la acción preferencial de Bancolombia. En ningún caso las diferencias superan el 2% con respecto a los resultados obtenidos con el Método Histórico.

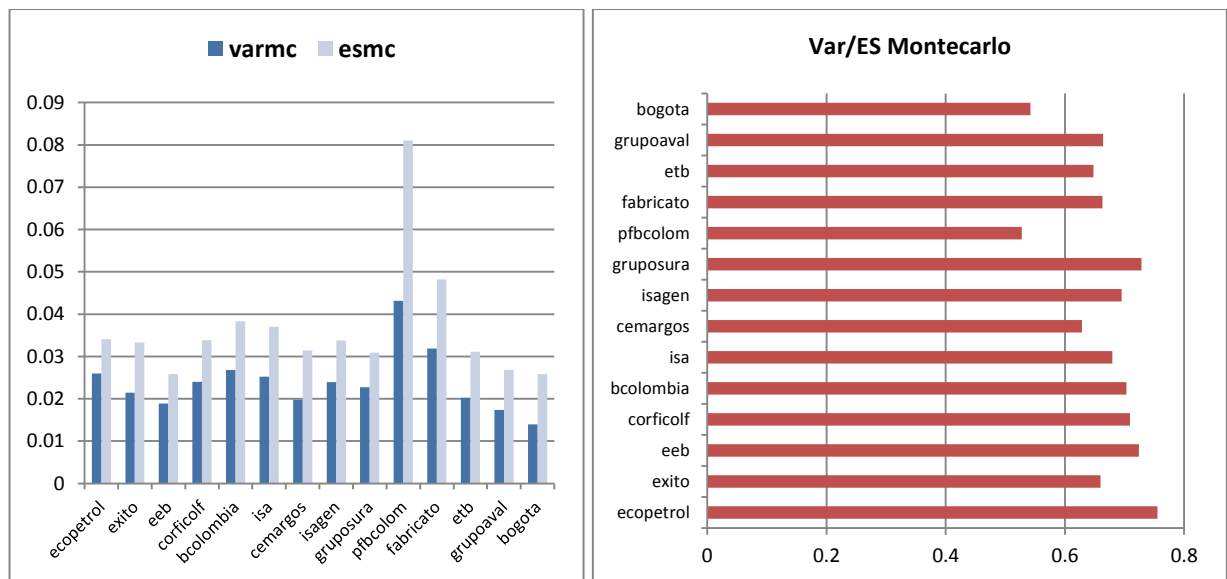


Gráfico 4. Valor en riesgo, Expected Shortfall y razón Var/ES Método Montecarlo

Fuente: elaboración propia. VaR y ES calculados al 95% de confianza

Valor en Riesgo Método ARMA-GARCH

La idea al usar los Modelos Generalizados de Heterocedasticidad Condicional Autorregresiva (GARCH), es modelar la dependencia longitudinal de las series para con ello predecir la mayor pérdida esperada, condicionada a la información disponible. Se realizaron pruebas siguiendo una adaptación de la metodología Riskmetrics®. Se modelan

las series utilizando modelos ARMA(1,1)-GARCH(1,1), con la excepción de la acción de ECOPETROL y ETB que se modelaron usando un ARMA(1,1)-GARCH(2,2). Todas las series seleccionadas presentan evidencia de efectos ARCH y los modelos no presentan signos de autocorrelación en media o varianza. (Ver Anexos 2 al 4).

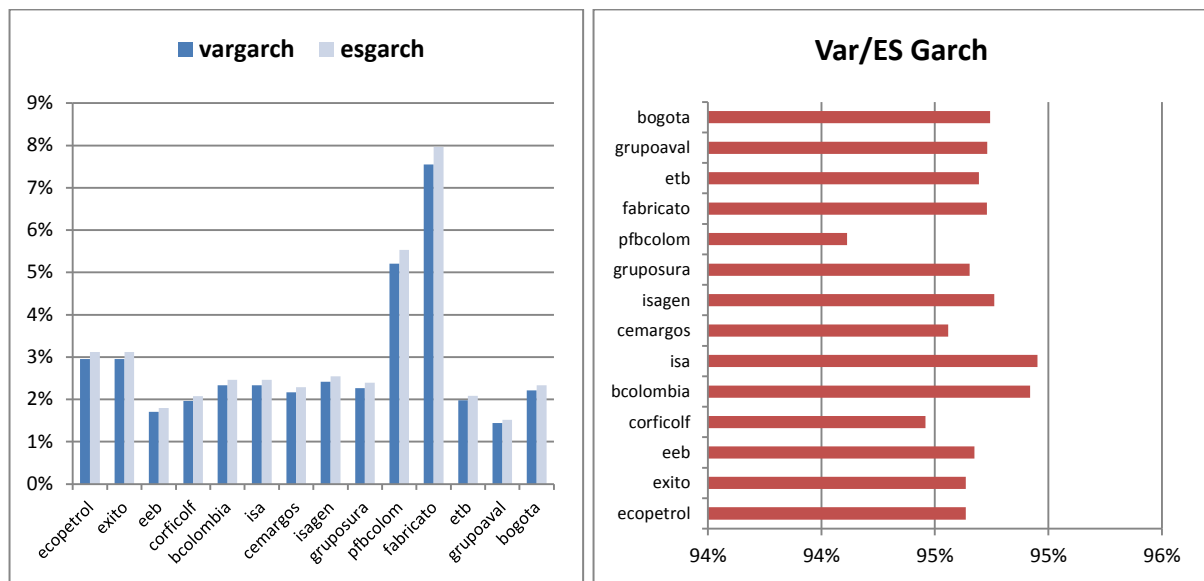


Gráfico 5. Valor en Riesgo, Expected Shortfall y razón Var/ES Método usando Modelos ARMA-GARCH

Fuente: elaboración propia. VaR y ES calculados al 95% de confianza

De acuerdo a este método la serie que mayor riesgo tenía el 1 de julio, era la serie Fabricato, con un VaR y ES calculados iguales a 0.0755 y 0.0797, respectivamente. Esto implica que en circunstancias normales lo más que un agente esperaría perder sería el 7.5%, y en circunstancias extremas el 7.9% del valor de la acción, es decir casi el doble VaR y ES del promedio de la muestra que ronda entre el 2% y el 3%, respectivamente. En términos de resultados, el VaR calculado usando modelos ARMA-GARCH, es el que mejor captura el riesgo, pues como se puede observar en el gráfico 5, la razón VaR/ES es superior al 0.935, es decir, que el VaR captura más del 93% del riesgo que captura el ES. Lo anterior puede explicar en la medida que se tenga en cuenta que los VaR calculados usando modelos ARMA-GARCH, los cuales son una medida de riesgo condicional a la información hasta el

periodo t . Esto lo único que dice es que esta medida captura la inercia tanto media como en varianza para producir una medida de riesgo.

Valor en Riesgo usando Teoría del Valor Extremo

Como se mencionó anteriormente, el método de la Teoría del Valor Extremo centra su análisis en las colas de la distribución, pues las pérdidas más extremas en los mercados financieros suelen no seguir la misma distribución que el resto de los retornos. Para la estimación se usa el enfoque de Peaks Over Threshold, la Distribución Generalizada de Pareto. Los parámetros estimados se muestran en la tabla 2.

Tabla 2. Parámetros Función de Distribución Generalizada de Pareto

	Escala	Forma	Índice de cola	umbral
Ecopetrol(1)	0.831094364 (0.140419274)	-0.244528685 (0.151844575)	-4,10186498	1,3550986
Éxito(2)	0.770702734 (0.149937804)	0.060000048 (0.151578365)	16,3301658	1,2029405
Eeb(3)	1.068551732 (0.230700138)	-0.651298771 (0.173694061)	-1,53539366	2,1962210
Corficolf(4)	0.817911563 (0.112109764)	-0.078890551 (0.088023335)	-12,6757892	1,3981362
Bcolombia(5)	0.613168373 (0.124268796)	0.131140596 (0.157111178)	7,62540383	1,8272042
Isa(6)	0.661648101 (0.170961261)	0.109576334 (0.1839457)	9,12605821	2,1265578
Cemargos(7)	0.529259279 (0.120364733)	0.440060494 (0.188686422)	2,27241485	1,5957555
Isagen(8)	0.860321567 (0.136010597)	-0.132505436 (0.10055574)	-7,54686022	1,6870506
Gruposura(9)	0.694034627 (0.127974924)	-0.122554336 (0.137252242)	-8,15964602	1,6660283
Pfbcolom(10)	1.078434256 (0.215951541)	0.067516519 (0.157436385)	14,8111902	1,3393548
Fabricato(11)	1.078434256 (0.081276139)	0.067516519 (0.052105325)	14,8111902	0,5832651
Etb(12)	0.874510793 (0.167819411)	-0.08232751 (0.13023929)	-12,1466081	1,7249444
Grupoaval(13)	0.963455208 (0.189477349)	-0.230999185 (0.151313797)	-4,3290196	1,6158674
Bogota(14)	0.881771706 (0.196512002)	0.294656592 (0.177253079)	3,39378119	1,6524413

Fuente: elaboración propia y errores estándar en paréntesis.

Los parámetros de la función de valor extremo permiten ver la proporción de los valores extremos, pues en teoría, un índice de cola más alto implica una cola más larga y por ende una tendencia a tener valores mucho más extremos dentro de la función de pérdidas. En promedio el VaR y el ES estimados para los retornos son cercanos al 0.026 y al 0.042, lo cual implica que la pérdida esperada en promedio es del 2,6% sobre el precio de la acción y en un caso extremo sería del 4,2%.

Sin embargo la falta de significancia estadística muestra que una vez modelada la dependencia en media y varianza, el comportamiento de las series no es tan extremo como para que los parámetros de la función de distribución Pareto generalizada sean estadísticamente significativos.

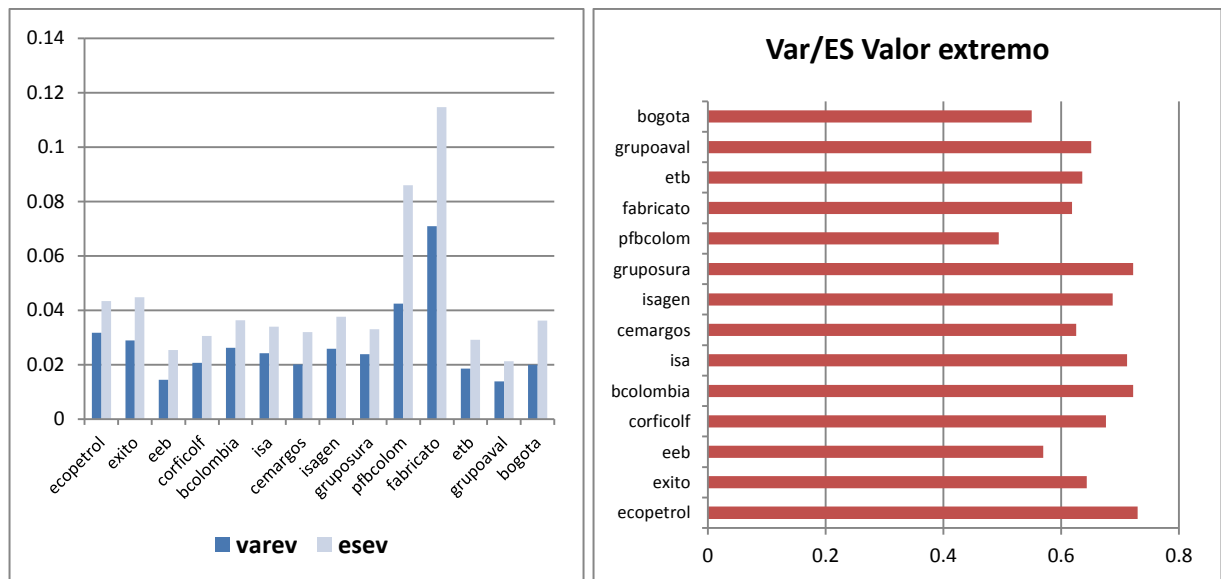


Gráfico 6. Valor en Riesgo, Expected Shortfall y razón Var/ES método Teoría del Valor Extremo

Fuente: elaboración propia. VaR y ES calculados al 95% de confianza

En este caso los retornos de la acción de FABRICATO tienen el VaR más alto igual a 0.07, con un ES de 0.11. En términos prácticos esto implica que la mayor pérdida esperada en un día normal con un 95% de confianza es del 7% y la mayor pérdida esperada en el peor de los escenarios sería de 11%. Sin embargo, para algunas series se puede observar una enorme diferencia entre los VaR y los ES calculados, lo cual es una muestra de lo extremo del comportamiento de algunas series. Estas diferencias se ven reflejadas una vez más en la

razón VaR/ES, puesto que se puede ver que en el caso de la acción preferencial de Bancolombia (PFBCOLOM) el VaR solo captura cerca del 49% del riesgo de la pérdida en las colas, mientras que en el caso más positivo, el VaR solo captura el 72% del riesgo.

Ranking de Riesgo

Para cada serie se tomó el promedio de todos los VaR Calculados usando todos los métodos mencionados para obtener el siguiente ranking de riesgo para las acciones más transadas en la bolsa de valores de Colombia. Según la gráfica 7, durante el periodo evaluado las series con mayor riesgo, fueron las series de Fabricato (FABRICATO) y la Preferencial de Bancolombia (PFBCOLOM), con valores en riesgo estimados superiores al 4%, mientras que el resto de acciones tienen valores en riesgo inferiores al 3%, y en el caso de las acciones de la Empresa de Energía de Bogotá (EEB), del Banco de Bogotá (BOGOTÁ) y el Grupo Aval muestran VaR inferiores al 2%

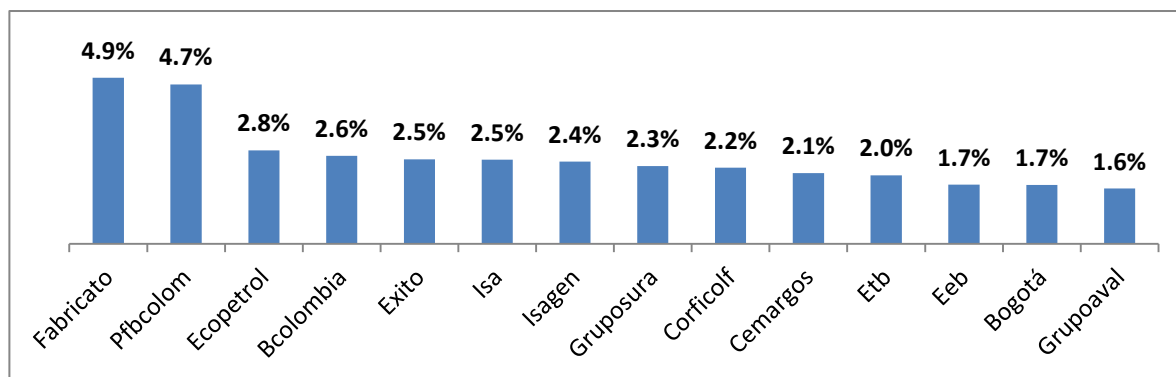


Gráfico 7. Promedio del valor en riesgo calculado por los diferentes métodos

Fuente: elaboración propia.

Pruebas de validación del valor en riesgo

En este trabajo se realiza una verificación de la validez del Valor en Riesgo por medio de un *backtesting* estándar donde se estiman recursivamente los valores en riesgo durante el periodo seleccionado, y partiendo de los diferentes valores en riesgo calculados se verifica si las medidas de riesgo estimadas son adecuadas o si no cumplen con las propiedades recientemente mencionadas.

En el gráfico 8 se puede apreciar la proporción de fallas, es decir el porcentaje de veces que la función de pérdidas estuvo por encima del valor en riesgo estimado para cada serie de la muestra. En general se puede apreciar como los métodos Normal, Histórico y Montecarlo no se encuentran dentro del rango deseable del 5%, aunque hay algunos casos para los cuales la proporción de fallas es menor al 5%, como el caso de Grupo Sura, Banco de Bogotá y Fabricato. Para los métodos GARCH y de la Teoría del Valor Extremo, los resultados son mucho más satisfactorios en todas las series.

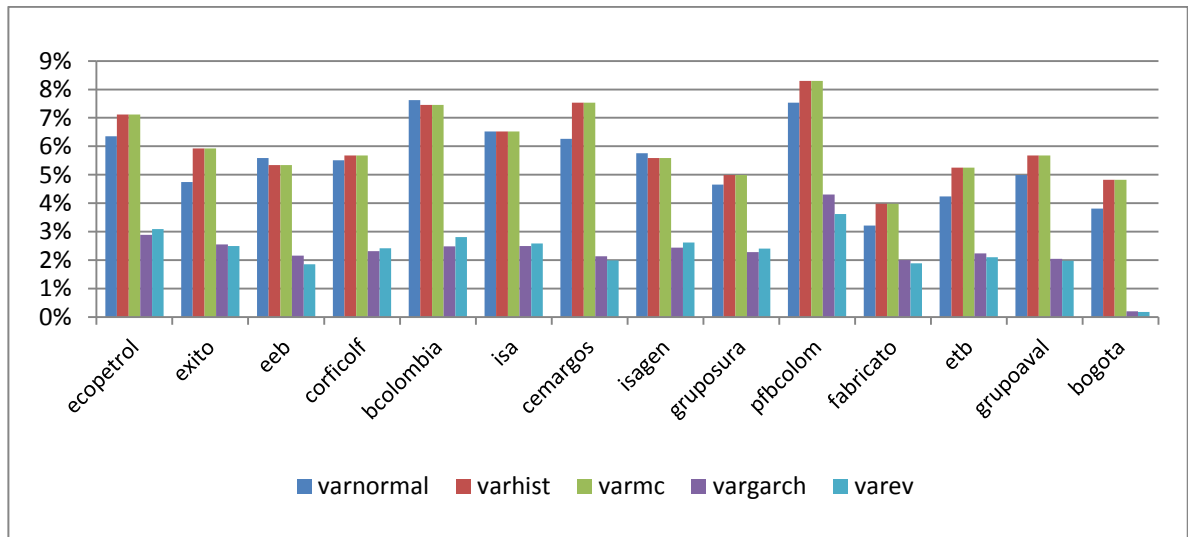


Gráfico 8. Porcentaje de fallas del Valor en Riesgo

Fuente: elaboración propia.

Siguiendo el trabajo de Granados y Melo (2010), a partir de la cantidad de excesos se construyen la prueba de proporción de fallas de Kupiec, que evalúa la propiedad de cubrimiento incondicional de los diferentes valores en riesgo calculados, la hipótesis nula de la prueba dice que el VaR es adecuado y cubre apropiadamente el nivel de riesgo al 5% de confianza.

Tabla 3. Prueba de Kupiec de proporción de fallas

	VaR Normal	VaR Histórico	VaR Montecarlo	VaR GARCH	VaR TVE
Ecopetrol	Se rechaza H0	Se rechaza H0	Se rechaza H0	No se rechaza H0	Se rechaza H0
Exito	No se rechaza H0	No se rechaza H0	No se rechaza H0	No se rechaza H0	Se rechaza H0
Eeb	No se rechaza H0	No se rechaza H0	No se rechaza H0	Se rechaza H0	Se rechaza H0
Corficolf	No se rechaza H0	No se rechaza H0	No se rechaza H0	No se rechaza H0	Se rechaza H0
Bcolombia	Se rechaza H0	Se rechaza H0	Se rechaza H0	Se rechaza H0	No se rechaza H0
Isa	Se rechaza H0	Se rechaza H0	Se rechaza H0	No se rechaza H0	No se rechaza H0
Cemargos	No se rechaza H0	Se rechaza H0	Se rechaza H0	No se rechaza H0	No se rechaza H0
Isagen	No se rechaza H0	No se rechaza H0	No se rechaza H0	No se rechaza H0	No se rechaza H0
Gruposura	No se rechaza H0	No se rechaza H0	No se rechaza H0	No se rechaza H0	No se rechaza H0
Pfbcolom	Se rechaza H0	Se rechaza H0	Se rechaza H0	Se rechaza H0	No se rechaza H0
Fabricato	Se rechaza H0	No se rechaza H0	No se rechaza H0	Se rechaza H0	Se rechaza H0
Etb	No se rechaza H0	No se rechaza H0	No se rechaza H0	No se rechaza H0	Se rechaza H0
Grupoaval	No se rechaza H0	No se rechaza H0	No se rechaza H0	No se rechaza H0	Se rechaza H0
Bogota	No se rechaza H0	No se rechaza H0	No se rechaza H0	Se rechaza H0	Se rechaza H0

Fuente: elaboración propia.

En la tabla 3 se puede apreciar como la proporción de fallas es apropiada en la mayoría de los valores en riesgo calculados, siendo la mayoría de rechazos los valores en riesgo calculados por el método GARCH y usando la Teoría del Valor Extremo. Del mismo modo se realizó la prueba de Christoffersen para comprobar si los excesos por encima del valor en riesgo presentan algún tipo de dependencia. La hipótesis nula de la prueba radica en asumir que las fallas son independientes entre sí. Como se puede apreciar en la mayoría de los casos se cumple la hipótesis de independencia en las fallas de los valores en riesgo estimados.

Tabla 4. Prueba de Christoffersen

	VaR Normal	VaR Histórico	VaR Montecarlo	VaR GARCH	VaR TVE
Ecopetrol	Se rechaza H0	Se rechaza H0	Se rechaza H0	no Se rechaza H0	Se rechaza H0
Éxito	no Se rechaza H0	no Se rechaza H0	no Se rechaza H0	Se rechaza H0	Se rechaza H0
Eeb	no Se rechaza H0	no Se rechaza H0	no Se rechaza H0	no Se rechaza H0	Se rechaza H0
Corficolf	no Se rechaza H0	no Se rechaza H0	no Se rechaza H0	no Se rechaza H0	Se rechaza H0
Bcolombia	Se rechaza H0	Se rechaza H0	Se rechaza H0	Se rechaza H0	no Se rechaza H0
Isa	no Se rechaza H0	no Se rechaza H0	no Se rechaza H0	no Se rechaza H0	no Se rechaza H0
Cemargos	no Se rechaza H0	Se rechaza H0	Se rechaza H0	no Se rechaza H0	no Se rechaza H0
Isagen	no Se rechaza H0	no Se rechaza H0	no Se rechaza H0	no Se rechaza H0	no Se rechaza H0
Gruposura	no Se rechaza H0	no Se rechaza H0	no Se rechaza H0	no Se rechaza H0	no Se rechaza H0

	VaR Normal	VaR Histórico	VaR Montecarlo	VaR GARCH	VaR TVE
Pfbcolom	Se rechaza H0	Se rechaza H0	Se rechaza H0	Se rechaza H0	Se rechaza H0
Fabricato	no Se rechaza H0	no Se rechaza H0	no Se rechaza H0	Se rechaza H0	-
Etb	Se rechaza H0	Se rechaza H0	Se rechaza H0	no Se rechaza H0	Se rechaza H0
Grupoaval	no Se rechaza H0	no Se rechaza H0	no Se rechaza H0	no Se rechaza H0	Se rechaza H0
Bogotá	no Se rechaza H0	no Se rechaza H0	no Se rechaza H0	Se rechaza H0	Se rechaza H0

Fuente: elaboración propia.

Tabla 5. Prueba de cobertura condicional

	VaR Normal	VaR Histórico	VaR Montecarlo	VaR GARCH	VaR TVE
Ecopetrol	17.6716437	29.2855491	29.2855491	0.52232669	28.5074145
Exito	0.99316727	4.87490031	4.87490031	34.90312	29.5125433
Eeb	1.68985303	0.67238363	0.67238363	11.6140933	31.5739018
Corficolf	1.79231361	2.5520966	2.5520966	3.5321057	14.2955999
Bcolombia	29.8472651	26.1716335	26.1716335	25.7681326	2.76255149
Isa	10.527218	10.7819095	10.7819095	7.56167773	4.4828046
Cemargos	7.82120024	29.5370607	29.5370607	5.61535895	2.46953815
Isagen	3.04070102	2.13561969	2.13561969	0.0365366	2.62210599
Gruposura	1.36555691	0.37662546	0.37662546	0.68538525	6.42588936
Pfbcolom	53.0811627	72.338256	72.338256	38.4273108	29.3853848
Fabricato	3.832071	6.07357556	6.07357556	141.933842	-
Etb	8.46328132	8.30505251	8.30505251	4.21529478	14.3339666
Grupoaval	0.37832788	3.30525609	3.30525609	4.47423777	51.038714
Bogota	8.5024485	3.41185882	3.41185882	258.205013	26.1472257

Los cuadros resaltados en la tabla 5 corresponden con los estadísticos de prueba que son mayores al valor crítico de una chi-cuadrado con dos grados de libertad y que por ende se rechaza la hipótesis de nula de que el VaR está midiendo apropiadamente el riesgo.

Dependencia Transversal

Como se mencionó y con el interés de modelar la dependencia transversal en el mercado de acciones de la BVC, se ajustan cópulas siguiendo el método de momentos usando la correlación de rango (McNeil et al., 2005). Siguiendo la literatura existente se toman los residuales estandarizados de los modelos ARMA-GARCH estimados en el apartado anterior, dado que el interés de este apartado es modelar lo más preciso posible, la dependencia entre series de acciones. Luego se construyen las correspondientes pseudo

muestras, las cuales de acuerdo a la prueba de Kolmogorov-Smirnov (Ver Anexo 5) se distribuyen Uniforme (0,1), condición necesaria para modelar la dependencia mediante cópulas. Como parte del proceso de identificación de la mejor cópula se estimaron dos cópulas elípticas: la Normal y la t , y tres cópulas Arquimedianas: Clayton, Gumbel y Frank, tomando el tau de Kendall y usando el método de máxima verosimilitud. Por medio de la comparación del log de verosimilitud se evidenció que la cópula de mayor ajuste en todos los casos fue la cópula Normal (Ver Anexo 6 y 7). Dado que el objetivo de este trabajo es mostrar el grado de dependencia, se presentan los resultados de tau de Kendall para la cópula Normal ajustada.

Tabla 6. Tau de Kendall Cópulas Normales

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)	(11)	(12)	(13)
Ecopetrol(1)													
Éxito(2)	0.073												
Eeb(3)	0.112	0.066											
Corficolf(4)	0.125	0.084	0.132										
Bcolombia(5)	0.155	0.102	0.139	0.135									
Isa(6)	0.135	0.097	0.132	0.145	0.169								
Cemargos(7)	0.092	0.088	0.101	0.113	0.151	0.104							
Isagen(8)	0.147	0.109	0.155	0.191	0.169	0.156	0.134						
Gruposura(9)	0.111	0.083	0.123	0.367	0.126	0.144	0.116	0.177					
Pfbcolom(10)	0.071	0.061	0.078	0.092	0.073	0.087	0.076	0.102	0.106				
Fabricato(11)	0.011	0.033	0.027	0.015	0.032	0.016	0.016	0.025	0.027	0.024			
Etb(12)	0.077	0.082	0.113	0.103	0.091	0.089	0.094	0.112	0.103	0.081	0.025		
Grupoaval(13)	0.042	0.072	0.083	0.068	0.076	0.054	0.083	0.085	0.080	0.052	0.009	0.116	
Bogota(14)	0.024	0.031	0.039	0.033	0.020	0.009	0.045	0.031	0.024	0.019	0.008	0.025	0.025

Fuente: elaboración propia.

De la tabla 6 se puede observar el grado de dependencia de las diferentes series. Al igual que el coeficiente de correlación de Pearson, la tau de Kendall se interpreta como una medida de asociación pero a diferencia del primero, el tau de Kendall, captura el grado de asociación lineal y no lineal entre dos variables cualesquiera. Las acciones de Corficolombiana, el Grupo Sura e ISAGEN son las que presentan el mayor grado de dependencia con las otras series. Por el contrario, las acciones del Banco de Bogotá y Fabricato presentan los menores coeficientes de dependencia. Estos resultados se deben

interpretar con cuidado pues se está modelando el grado de dependencia bivariada, sin embargo es una buena aproximación al momento de analizar cómo choques exógenos sobre una acción determinada se traducirían en pérdidas o ganancias en los portafolios compuestos por diferentes combinaciones de estas acciones.

Como parte del ejercicio econométrico y siguiendo a McNeil et al. (2005) y Uribe (2011), y en aras de analizar el riesgo de mercado en escenarios extremos, se calculó el grado de dependencia en las colas usando la cópula t . De acuerdo con la tabla 7, se puede corroborar que las series estudiadas no son independientes en las colas, puesto que todos los coeficientes son mayores a cero. Esto muestra que existe dependencia entre todas las series estudiadas en el escenario donde se presenten pérdidas o ganancias extremas⁴. Una vez más la estrecha relación entre las acciones de Corficolombiana y el Grupo Sura se hace evidente, puesto que los coeficientes de dependencia son mucho mayores al promedio. En el caso de los retornos de las acciones Corficolombiana y el Grupo Sura, el coeficiente es igual a 0.42 cuando el promedio ronda el 0.20. Del mismo modo la relación entre las dos series ya mencionadas con los retornos de ISAGEN, también es particularmente alta, con coeficientes de dependencia iguales a 0.29. En el caso de la cópula entre Corficolombiana e ISAGEN el coeficiente fue de 0.28. Para la cópula entre ISAGEN y el Grupo Sura el coeficiente de dependencia fue de 0.28.

Tabla 7. Cola t inferior

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)	(11)	(12)	(13)
Ecopetrol(1)													
Éxito(2)	0.22												
Eeb(3)	0.24	0.22											
Corficolf(4)	0.25	0.23	0.25										
Bcolombia(5)	0.27	0.24	0.26	0.26									
Isa(6)	0.26	0.23	0.25	0.26	0.28								
Cemargos(7)	0.23	0.23	0.24	0.24	0.27	0.24							
Isagen(8)	0.26	0.24	0.27	0.29*	0.28*	0.27	0.26						
Gruposura(9)	0.24	0.23	0.25	0.42*	0.25	0.26	0.25	0.28					

⁴ Dado que la cópula t es elíptica, la dependencia asintótica es simétrica en ambas colas de la distribución de los retornos

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)	(11)	(12)	(13)
Pfbcolom(10)	0.22	0.21	0.22	0.23	0.22	0.23	0.22	0.24	0.24				
Fabricato(11)	0.19	0.20	0.20	0.19	0.20	0.19	0.19	0.19	0.20	0.19			
Etb(12)	0.22	0.23	0.24	0.24	0.23	0.23	0.23	0.24	0.24	0.22	0.19		
Grupoaval(13)	0.20	0.22	0.23	0.22	0.22	0.21	0.23	0.23	0.22	0.21	0.19	0.24	
Bogotá(14)	0.19	0.20	0.20	0.20	0.19	0.19	0.21	0.20	0.19	0.19	0.19	0.19	0.19

Fuente: elaboración propia.

Con el objetivo de analizar el nivel de riesgo asociado a esta relación entre las series con mayor dependencia⁵, se construye un promedio simple de los retornos de Corficolombiana, ISAGEN y Grupo Sura. De manera análoga y con aras de contrastar si el nivel de riesgo está asociado con el grado de dependencia, se construye el promedio simple de los retornos de Interconexión Eléctrica S.A. E.S.P (ISA), fabricato y Banco de Bogotá. En el gráfico 9 se pueden apreciar los gráficos del promedio superior (mayor dependencia) y el promedio inferior (menor dependencia. El grado de volatilidad de ambas series difiere considerablemente.

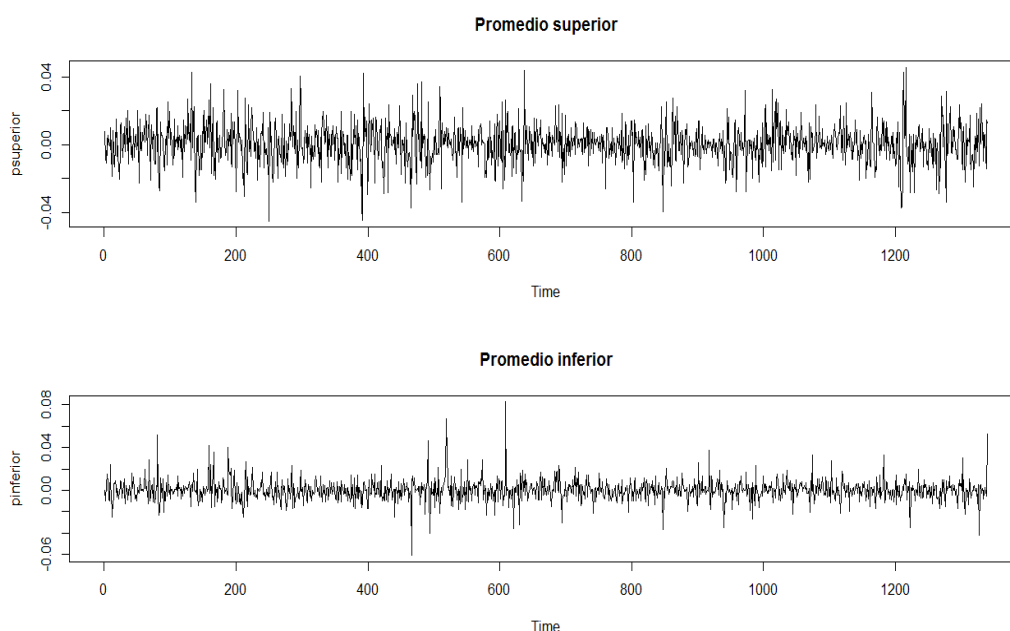


Gráfico 9. Series para el promedio con mayor y menor dependencia

Fuente: Cálculos propios

⁵ Dependencia de acuerdo al tau de Kendall de la cópula normal

En el gráfico 10 se pueden observar los resultados de la estimación de las medidas de riesgo, para el promedio superior e inferior. Se puede observar la diferencia en el VaR y el ES para las dos series. Además se observa que el promedio superior tiene un mayor VaR y ES en la mayoría de los métodos, excepto en el método de la Teoría del Valor Extremo y de acuerdo a este, tanto las series con mayor dependencia como las de menor dependencia muestran niveles de riesgo similares. Esto es, más evidencia a favor de una estructura de dependencia en escenarios de pérdidas extremas que involucra a todas las acciones del mercado.

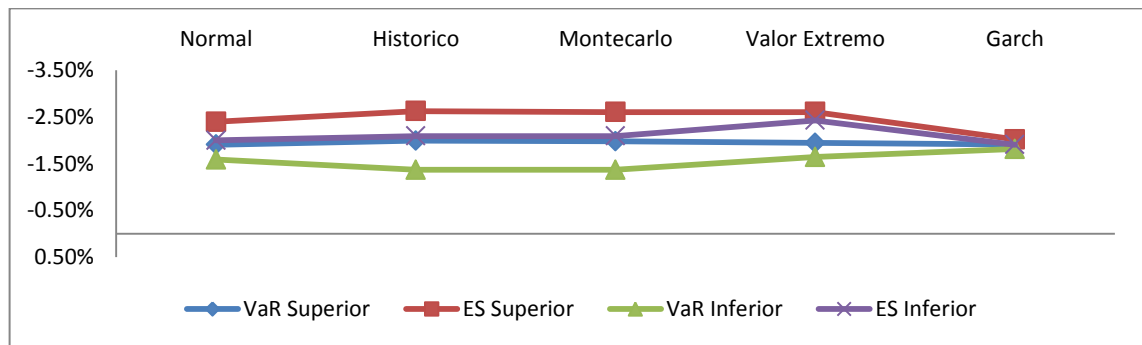


Gráfico 10. VaR y ES para los promedios de las series con mayor y menor dependencia

6 CONCLUSIONES

En el marco de la teoría del portafolio los agentes utilizan la información disponible para determinar que combinación de activos les ofrece la mejor combinación de riesgo y rentabilidad. En la práctica, los inversionistas toman el mismo tipo de decisiones, solo que lo hacen partiendo de entornos con información imperfecta. En este sentido la medición del riesgo es fundamental, al momento de construir portafolios óptimos. En este estudio se presentan diversas metodologías para el cálculo de dos de las medidas de riesgo más utilizadas tanto a nivel académico como a nivel práctico, y se encuentra que en general las acciones de Fabricato y la Preferencial del Bancolombia muestran los Valores en Riesgo más altos con la mayoría de las metodologías.

Con el objetivo de no medir únicamente el riesgo univariado, se realiza el análisis de dependencia mediante cópulas por medio de la tau de Kendall. Para las cópulas Normales estimadas se puede ver que a mayor nivel de bursatilidad, mayor será el grado de dependencia entre los retornos de las diferentes acciones de la muestra y según los resultados obtenidos del estudio las series del Banco de Bogotá y Fabricato presentan los menores coeficientes de dependencia. Sin embargo, al analizar el coeficiente de dependencia en las colas de las cópulas t se encuentra que la dependencia frente a eventos extremos es similar sin importar el grado de bursatilidad de la acción. Este último resultado es muy diciente en la medida, que indica que frente a choques extremos hay un mecanismo subyacente que afecta el rendimiento de todas las acciones, dando luces sobre la existencia de una estructura de riesgo subyacente que cobija a todas las acciones en el mercado.

A partir de los resultados, se puede sugerir que la formación de portafolios para agentes más aversos al riesgo esté conformado en mayor medida por acciones del Banco de Bogotá y el Grupo Aval dado que estas acciones tienen los menores valores en riesgo estimados al tiempo que presentan el menor grado de dependencia asintótica. Del mismo modo para inversionistas más amantes del riesgo se recomienda una mayor proporción de acciones preferenciales de Bancolombia y de Fabricato en sus portafolios, de manera que

cualquier combinación intermedia de las acciones de mayor y menor riesgo, se pueda considerar un portafolio relativamente diversificado.

Si bien aquí se propone la articulación de las funciones cópulas y métodos más complejos para el cálculo del VaR dentro del acervo de herramientas de los inversionistas al momento de tomar decisiones de portafolio, estudios futuros pueden centrarse en el mejoramiento de dichas herramientas y en como favorecerían la mitigación del riesgo de mercado.

7 BIBLIOGRAFÍA

- Becerra, O. y Melo, L. (2005). Medidas de riesgo, características y técnicas de medición: Una aplicación del VaR y el ES a la tasa interbancaria de Colombia (No. 343). Banco de la Republica de Colombia.
- Becerra, O. y Melo, L. (2008). Medidas de riesgo financiero usando cópulas: Teoría y aplicaciones. *Borradores de Economía*, 489, 1-93.
- Cabrera W., Melo, L., Mendoza, J y Téllez, S. (2012). Valor en Riesgo Condicional para el portafolio de deuda pública de las entidades financieras. *Temas de Estabilidad Financiera* (72).
- Cardozo, P. (2004). Valor en riesgo de los activos financieros colombianos aplicando la teoría de valor extremo (tesis de Maestría). Universidad de los Andes, Bogotá, Colombia.
- Castaño, E y Ojeda, C. (2014). Prueba de eficiencia débil en el mercado accionario colombiano. *Semestre Económico*, 17(35), 13-42.
- Comité de Basilea. (2006). Convergencia internacional de medidas y normas de capital. Basilea: Banco de Pagos Internacionales.
- Díaz, L., Maldonado, D. y Salinas, S. (2010). Estimación del riesgo en un portafolio de activos. *Apuntes del CENES*, 29(50), 117-150.
- Dowd, Kevin (2009). “The Failure of Capital Adequacy Regulation” en *Verdict on the Crash: Causes and Policy Implications*, Ed. Phillip Booth, Londres: The Institute of Economic Affairs.
- Duarte, J., Ramírez, Z., y Mascareñas, J. (2013). Estudio del Efecto Tamaño en el Mercado Bursátil Colombiano, *Journal of Economics, Finance & Administrative Science*, 18, 23-27

- Granados, J y Melo, L. (2010). Regulación y valor en riesgo. *Borradores de Economía*, 615.
- Hernández, J. (2012). Propuesta metodológica para la construcción de un ranking de emisores en la Bolsa de Valores de Colombia. *Equidad y Desarrollo*, 161-209.
- Jimenez, A. y Melo, L (2014). Modelación de la asimetría y curtosis condicionales: una aplicación VaR para series colombianas. *Borradores de Economía*, 834, 1-32.
- Linsmeier, T., y Pearson, N. (1996). *Risk measurement: An introduction to value at risk*. Department of Accountancy and Department of Finance.
- 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, 62-109.
- Markowitz, H. (1952). Portfolio Selection. *The Journal of Finance*, 7(1), 77-91.
- Markowitz, H. (1959). Portfolio selection: efficient diversification of investments. *Cowies Foundation Monograph*, (16).
- McNeil, A., Frey, R., y Embrechts, P. (2005). *Quantitative risk management: Concepts, techniques and tools*. Princeton university press.
- Sharpe, W. (1964). Capital asset prices: A theory of market equilibrium under conditions of risk. *The journal of finance*, 19(3), 425-442.
- Sklar, M. (1959). Fonctions de répartition à n dimensions et leurs marges. *Université Paris* 8. 229–231
- Uribe, J. (2007). Caracterización del mercado accionario colombiano, 2001-2006: un análisis comparativo. *Borradores de Economía* (456), 1-36.
- Uribe, J. (2011). Contagio financiero: una metodología para su evaluación mediante coeficientes de dependencia asintótica. *Lecturas de Economía* (75), 29-57.

Uribe, J. y Fernández, J. (2014). Riesgo sistémico en el mercado de acciones colombiano: alternativas de diversificación bajo eventos extremos. *Cuadernos de Economía*, 33(63), 613-634.

Uribe, J. y Ulloa, I. (2012). La medición del riesgo en eventos extremos. Una revisión metodológica en contexto. *Lecturas de Economía - No 76*, 87-117.

8 ANEXOS

Este aparte tiene como objetivo mostrar algunos resultados relevantes que no se muestran en detalle dentro del trabajo desarrollado.

Anexo 1. Tabla resumen de los trabajos relacionados según la revisión del estado de arte

Trabajo	Sector				Metodología					
	Acciones	Tasas de Interés	Tipo de Cambio	Deuda Publica	Simulación Histórica	Simulación Monte Carlo	Método Normal	ARMA-GARCH	TVE	Cópulas
Cardozo (2004)	x	x	x				x		x	
Becerra y Melo (2005)		x			x		x	x	x	
Becerra y Melo (2008)	x	x	x	x				x		x
Granados y Melo (2010)	x		x	x	x		x	x		
Díaz, Maldonado y Salinas (2010)	x		x	x				x	x	x
Uribe y Ulloa (2012)	x				x	x	x	x	x	
Jiménez y Melo (2014)	x		x	x	x		x	x		

Fuente: Elaboración propia

Anexo 2. Pruebas de efectos ARCH (LM de Engle)

ARCH LM		Lag[3]	Lag[5]	Lag[7]	ARCH LM		Lag[3]	Lag[5]	Lag[7]
EXITO	Statistic	0,088	0,732	0,860	ISAGEN	Statistic	0,290	0,940	1,000
	Shape	0,500	1,440	2,315		Shape	0,500	1,440	2,315
	Scale	2,000	1,667	1,543		Scale	2,000	1,667	1,543
	P-Value	0,767	0,814	0,935		P-Value	0,590	0,751	0,914
EEB	Statistic	0,318	0,475	1,785	:GRUPOSURA	Statistic	0,050	0,851	1,533
	Shape	0,500	1,440	2,315		Shape	0,500	1,440	2,315
	Scale	2,000	1,667	1,543		Scale	2,000	1,667	1,543
	P-Value	0,573	0,891	0,763		P-Value	0,823	0,778	0,815
CORFICOLF	Statistic	3,576	3,805	4,091	PFBCOLOM	Statistic	2,722	3,240	4,085
	Shape	0,500	1,440	2,315		Shape	0,500	1,440	2,315
	Scale	2,000	1,667	1,543		Scale	2,000	1,667	1,543
	P-Value	0,059	0,192	0,334		P-Value	0,099	0,257	0,335
BCOLOMBIA	Statistic	0,007	3,523	3,884	GRUPOAVAL	Statistic	3,021	3,841	5,092
	Shape	0,500	1,440	2,315		Shape	0,500	1,440	2,315
	Scale	2,000	1,667	1,543		Scale	2,000	1,667	1,543
	P-Value	0,935	0,222	0,364		P-Value	0,082	0,189	0,215
ISA	Statistic	1,164	3,743	6,372	BOGOTA	Statistic	0,003	0,008	0,012
	Shape	0,500	1,440	2,315		Shape	0,500	1,440	2,315
	Scale	2,000	1,667	1,543		Scale	2,000	1,667	1,543
	P-Value	0,281	0,199	0,118		P-Value	0,954	1,000	1,000
CEMARGOS	Statistic	0,179	0,379	0,534		Statistic			
	Shape	0,500	1,440	2,315		Shape			
	Scale	2,000	1,667	1,543		Scale			
	P-Value	0,673	0,919	0,975		P-Value			

Fuente: Cálculos propios.

Anexo 2. Pruebas de efectos ARCH (LM de Engle) (Continuación)

ARCH LM		Lag[5]	Lag[7]	Lag[9]
ECOPETROL	Statistic	1,790	3,369	3,520
	Shape	0,500	1,473	2,402
	Scale	2,000	1,746	1,619
	P-Value	0,181	0,269	0,474
FABRICATO	Statistic	0,000	1,130	1,434
	Shape	0,500	1,473	2,402
	Scale	2,000	1,746	1,619
	P-Value	0,987	0,721	0,864
ETB	Statistic	0,000	1,130	1,434
	Shape	0,500	1,473	2,402
	Scale	2,000	1,746	1,619
	P-Value	0,987	0,721	0,864

Fuente: Cálculos propios.

Anexo 3. Prueba de Ljung-Box para los residuales estandarizados

		Lag[1]	Lag[2*(p+q)+(p+q)-1][5]	Lag[4*(p+q)+(p+q)-1][9]
ECOPETROL	statistic	1,882	3,692	4,891
	p-value	0,170	0,138	0,479
EXITO	statistic	1,710	2,751	5,111
	p-value	0,191	0,631	0,429
EEB	statistic	0,626	1,414	3,086
	p-value	0,429	0,999	0,877
CORFICOLF	statistic	0,172	1,596	3,599
	p-value	0,679	0,996	0,781
BCOLOMBIA	statistic	0,858	1,772	5,037
	p-value	0,354	0,987	0,445
ISA	statistic	1,619	2,815	5,371
	p-value	0,203	0,590	0,373
CEMARGOS	statistic	1,274	3,364	4,833
	p-value	0,259	0,266	0,492
ISAGEN	statistic	0,296	2,548	5,939
	p-value	0,586	0,753	0,267
GRUPOSURA	statistic	0,355	2,029	3,159
	p-value	0,552	0,952	0,865
PFBCOLOM	statistic	0,812	3,280	3,917
	p-value	0,367	0,309	0,710
FABRICATO	statistic	0,418	2,934	4,586
	p-value	0,518	0,514	0,551
ETB	statistic	0,418	2,934	4,586
	p-value	0,518	0,514	0,551
GRUPOAVAL	statistic	0,420	1,604	2,438
	p-value	0,517	0,996	0,957
BOGOTA	statistic	0,000	0,001	0,002
	p-value	0,985	1,000	1,000

Fuente: Cálculos propios.

Anexo 4. Prueba de Ljung-Box para los residuales estandarizados al cuadrado

		Lag[1]	Lag[2*(p+q)+(p+q)-1][5]	Lag[4*(p+q)+(p+q)-1][9]
EXITO	statistic	3,95900	4,476	4,854
	p-value	0,04661	0,200	0,451
EEB	statistic	0,97470	2,899	4,373
	p-value	0,3235	0,426	0,527
CORFICOLF	statistic	0,05333	3,008	4,416
	p-value	0,8174	0,406	0,520
BCOLOMBIA	statistic	0,56450	2,217	3,626
	p-value	0,4524	0,568	0,653
ISA	statistic	0,28800	2,504	5,960
	p-value	0,5915	0,505	0,303
CEMARGOS	statistic	0,21220	0,483	1,117
	p-value	0,645	0,960	0,981
ISAGEN	statistic	0,03428	1,966	2,498
	p-value	0,8531	0,627	0,838
:GRUPOSURA	statistic	0,39010	0,844	1,845
	p-value	0,5323	0,894	0,923
PFBCOLOM	statistic	1,64800	3,506	5,019
	p-value	0,1992	0,322	0,427
GRUPOAVAL	statistic	0,11710	4,890	7,109
	p-value	0,7322	0,162	0,190
BOGOTA	statistic	0,00335	0,010	0,017
	p-value	0,9539	1,000	1,000
R^2		Lag[1]	Lag[2*(p+q)+(p+q)-1][11]	Lag[4*(p+q)+(p+q)-1][19]
ECOPETROL	statistic	0,20110	7,230	10,452
	p-value	0,6539	0,288	0,404
FABRICATO	statistic	1,58700	4,082	9,055
	p-value	0,2078	0,721	0,555
ETB	statistic	1,58700	4,082	9,055
	p-value	0,2078	0,721	0,555

Fuente: Cálculos propios.

Anexo 5. Prueba de Kolmogorov-Smirnov (P-Valor)

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)	(11)	(12)	(13)
Ecopetrol(1)													
Éxito(2)	0.688												
Eeb(3)	0.436	0.651											
Corficolf(4)	0.688	0.613	0.688										
Bcolombia(5)	0.469	0.970	0.539	0.539									
Isa(6)	0.688	0.688	0.830	0.861	0.955								
Cemargos(7)	0.688	0.994	0.890	0.725	0.725	0.651							
Isagen(8)	0.970	0.122	0.469	0.404	0.613	0.725	0.651						
Gruposura(9)	0.613	0.989	0.504	0.999	0.688	0.504	1.000	0.830					
Pfbcolom(10)	0.202	0.915	0.063	0.651	0.915	0.373	0.830	0.049	0.981				
Fabricato(11)	0.989	0.576	0.999	0.136	0.202	0.797	0.955	0.613	0.915	0.504			
Etb(12)	0.797	0.651	0.994	0.613	0.613	0.937	0.861	0.797	0.373	0.373	0.762		
Grupoaval(13)	0.122	0.955	0.266	0.830	0.955	0.830	0.830	0.202	0.861	0.955	0.797	0.344	
Bogota(14)	0.725	0.373	0.997	0.469	0.994	0.110	0.981	0.937	0.725	0.999	0.797	0.725	0.725

Fuente: Cálculos propios.

Nota: A partir de los P-valores se puede decir que la pseudo-muestra construida para cada par de series a partir de los residuales estandarizados, se distribuye Uniforme. (Hipótesis nula: La pseudo-muestra se distribuye uniforme)

Anexo 6. Log de verosimilitud (Cópula Normal)

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)	(11)	(12)	(13)
Ecopetrol(1)													
Éxito(2)	19,51												
Eeb(3)	50,29	19,34											
Corficolf(4)	64,57	26,29	66,32										
Bcolombia(5)	100,85	40,20	81,65	71,63									
Isa(6)	78,15	37,49	70,32	79,62	111,90								
Cemargos(7)	33,92	29,82	43,26	46,88	95,39	42,61							
Isagen(8)	95,40	42,45	100,55	139,97	124,80	110,86	70,79						
Gruposura(9)	49,31	23,94	56,57	535,80	62,17	77,21	48,63	133,76					
Pfbcolom(10)	21,32	14,84	27,21	30,97	22,98	28,41	23,78	42,28	41,79				
Fabricato(11)	0,74	5,15	4,31	1,32	4,42	0,92	2,22	4,93	2,70	2,97			
Etb(12)	24,29	28,18	47,47	46,90	33,33	33,11	30,33	51,33	44,03	24,00	2,64		
Grupoaval(13)	8,31	19,98	30,30	19,87	22,84	14,04	24,73	30,41	26,91	12,21	0,66	58,55	
Bogota(14)	2,15	4,95	6,42	3,75	1,43	0,46	7,19	3,96	1,70	0,58	0,62	4,84	3,69

Fuente: Cálculos propios.

Anexo 7. Log de verosimilitud (Cópula t)

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)	(11)	(12)	(13)
Ecopetrol(1)													
Éxito(2)	-75,3												
Eeb(3)	7,5	-48,5											
Corficolf(4)	13,3	-31,8	20,0										
Bcolombia(5)	60,6	-22,0	34,2	14,3									
Isa(6)	21,8	-26,6	31,7	35,2	86,1								
Cemargos(7)	-12,4	-41,8	-10,5	4,2	46,6	3,1							
Isagen(8)	52,0	-12,6	56,0	133,5	99,0	90,9	38,5						
Gruposura(9)	10,6	-26,2	7,4	585,9	-10,1	34,8	-6,6	122,4					
Pfbcolom(10)	-58,3	-51,2	-12,4	-14,9	-7,6	-20,5	-56,2	-1,2	-11,4				
Fabricato(11)	-114,5	-79,0	-127,5	-107,4	-105,0	-99,8	-92,2	-88,4	-97,2	-128,4			
Etb(12)	-57,3	-21,9	-17,9	-26,7	-41,5	-48,4	-22,5	-26,3	-17,5	-53,2	-60,4		
Grupoaval(13)	-78,6	-45,4	-7,8	-43,9	-48,6	-94,4	-48,6	-42,7	-28,5	-42,0	-71,4	-6,0	
Bogota(14)	-101,6	-81,2	-100,1	-101,2	-100,8	-117,9	-81,3	-119,2	-99,2	-128,8	-80,4	-77,6	-75,6

Fuente: Cálculos propios.