

AA T6657  
BN. 187015.

10

UNIVERSIDAD CATÓLICA ANDRÉS BELLO  
FACULTAD DE CIENCIAS ECONÓMICAS Y SOCIALES  
ESCUELA DE ECONOMÍA

**EVALUACIÓN DE LA EFECTIVIDAD DE UN  
MÉTODO SEMIPARAMÉTRICO DE  
CÁLCULO DEL VaR COMO MEDIDA DE  
RIESGO EN MERCADOS BURSÁTILES DE  
SUDAMÉRICA**

Tutor: José Niño

Autores:

Echenique Bravo, Oxxana L  
Torribilla López, Leonardo F

Caracas, mayo de 2018.

## AGRADECIMIENTOS

*A nuestros padres, por su apoyo incondicional a lo largo de toda nuestra vida.*

*A nuestro tutor José Niño, por los conocimientos impartidos y el tiempo dedicado durante este arduo camino.*

*A la profesora Alis Carrasquero, por sus orientaciones y confianza en nuestras aptitudes.*

*A la Universidad Católica Andrés Bello, por brindarnos los espacios para nuestro desarrollo académico.*

**Gracias**

## ÍNDICE GENERAL

|                                                                                                                                                               |           |
|---------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|-----------|
| <b>INTRODUCCIÓN</b>                                                                                                                                           | <b>8</b>  |
| <b>1. El PROBLEMA</b>                                                                                                                                         | <b>11</b> |
| 1.1. Planteamiento del Problema . . . . .                                                                                                                     | 11        |
| 1.2. Objetivos . . . . .                                                                                                                                      | 14        |
| 1.2.1. Objetivo General . . . . .                                                                                                                             | 14        |
| 1.2.2. Objetivos Específicos . . . . .                                                                                                                        | 14        |
| 1.3. Hipótesis . . . . .                                                                                                                                      | 14        |
| 1.4. Justificación e Importancia . . . . .                                                                                                                    | 15        |
| <b>2. MARCO TEÓRICO</b>                                                                                                                                       | <b>17</b> |
| 2.1. Antecedentes . . . . .                                                                                                                                   | 17        |
| 2.1.1. La nueva aproximación híbrida del valor en riesgo basada en la Teoría del Valor Extremo . . . . .                                                      | 17        |
| 2.1.2. Backtesting del Valor en Riesgo para los mercados bursátiles y de divisas latinoamericanas . . . . .                                                   | 17        |
| 2.1.3. Teoría del Valor Extremo en Mercados Emergentes: Evidencia de la Bolsa de Valores de Montenegro . . . . .                                              | 18        |
| 2.1.4. Valor en Riesgo: evaluación del desempeño de diferentes metodologías para 5 países latinoamericanos . . . . .                                          | 18        |
| 2.1.5. Riesgo en Mercados Bursátiles Emergentes Brasileños y Mexicanos: Teoría del Valor Extremo y una Alternativa a los modelos de Valor en Riesgo . . . . . | 18        |
| 2.2. Bases Teóricas . . . . .                                                                                                                                 | 19        |
| 2.2.1. Mercados Emergentes . . . . .                                                                                                                          | 19        |
| 2.2.1.1. Conceptualización . . . . .                                                                                                                          | 19        |
| 2.2.1.2. Realidad Latinoamericana . . . . .                                                                                                                   | 20        |
| 2.2.2. Teoría de la Utilidad . . . . .                                                                                                                        | 21        |
| 2.2.2.1. Perfiles de Riesgo . . . . .                                                                                                                         | 23        |

|           |                                                                                                |           |
|-----------|------------------------------------------------------------------------------------------------|-----------|
| 2.2.2.2.  | Teoría de la Perspectiva . . . . .                                                             | 23        |
| 2.2.3.    | Teoría del Riesgo . . . . .                                                                    | 25        |
| 2.2.3.1.  | Conceptualización del Riesgo . . . . .                                                         | 25        |
| 2.2.3.2.  | Tipos de Riesgos . . . . .                                                                     | 26        |
| 2.2.3.3.  | Administración del Riesgo . . . . .                                                            | 30        |
| 2.2.4.    | Gestión del Riesgo . . . . .                                                                   | 30        |
| 2.2.4.1.  | Técnicas cualitativas para la gestión del riesgo . .                                           | 30        |
| 2.2.4.2.  | Técnicas cuantitativas para la gestión del riesgo .                                            | 32        |
| 2.2.5.    | Propiedades de las series de rendimientos financieros . . .                                    | 33        |
| 2.2.5.1.  | Clusters de volatilidad . . . . .                                                              | 34        |
| 2.2.5.2.  | No normalidad y colas pesadas . . . . .                                                        | 34        |
| 2.2.6.    | Valor en Riesgo (VaR) . . . . .                                                                | 35        |
| 2.2.6.1.  | Conceptualización . . . . .                                                                    | 35        |
| 2.2.6.2.  | VaR para distribuciones paramétricas . . . . .                                                 | 37        |
| 2.2.6.3.  | VaR para el enfoque no paramétrico . . . . .                                                   | 37        |
| 2.2.6.4.  | Verificación del VaR . . . . .                                                                 | 38        |
| 2.2.7.    | Backtesting . . . . .                                                                          | 39        |
| 2.2.7.1.  | Test de Kupiec . . . . .                                                                       | 39        |
| 2.2.7.2.  | Test de Christoffersen . . . . .                                                               | 41        |
| 2.2.8.    | Riskmetrics . . . . .                                                                          | 42        |
| 2.2.9.    | Modelos Autorregresivos de Heterocedasticidad Condicio-<br>nal (ARCH) . . . . .                | 44        |
| 2.2.9.1.  | Restricción de los parámetros . . . . .                                                        | 45        |
| 2.2.9.2.  | Debilidades de los modelos ARCH . . . . .                                                      | 45        |
| 2.2.9.3.  | Modelos Generalizados Autorregresivos de Hete-<br>rocedasticidad Condicional (GARCH) . . . . . | 46        |
| 2.2.10.   | Teoría del Valor Extremo . . . . .                                                             | 46        |
| 2.2.11.   | Simulación Histórica . . . . .                                                                 | 50        |
| <b>3.</b> | <b>MARCO METODOLÓGICO</b>                                                                      | <b>52</b> |
| 3.1.      | Tipo de Investigación . . . . .                                                                | 52        |
| 3.2.      | Diseño de Investigación . . . . .                                                              | 52        |
| 3.3.      | Población y Muestra . . . . .                                                                  | 53        |
| 3.3.0.1.  | Tipo de muestreo . . . . .                                                                     | 53        |
| 3.4.      | Variables a Estudiar . . . . .                                                                 | 54        |
| 3.5.      | Fuentes de Información . . . . .                                                               | 54        |



|                                                                    |           |
|--------------------------------------------------------------------|-----------|
| 3.6. Metodología . . . . .                                         | 54        |
| 3.6.1. Estacionariedad . . . . .                                   | 55        |
| 3.6.2. Hechos Estilizados . . . . .                                | 55        |
| 3.6.3. Simulación Histórica . . . . .                              | 56        |
| 3.6.4. Riskmetrics . . . . .                                       | 56        |
| 3.6.5. Teoría del Valor Extremo . . . . .                          | 57        |
| 3.6.6. Backtesting . . . . .                                       | 59        |
| 3.6.7. Test de Kupiec . . . . .                                    | 59        |
| 3.6.8. Test de Independencia de Christoffersen . . . . .           | 60        |
| <b>4. ANÁLISIS DE RESULTADOS</b>                                   | <b>61</b> |
| 4.1. Series de Rendimientos . . . . .                              | 61        |
| 4.1.1. Estadísticos Descriptivos . . . . .                         | 63        |
| 4.1.2. Estacionariedad . . . . .                                   | 63        |
| 4.1.3. Hechos Estilizados . . . . .                                | 65        |
| 4.1.3.1. Clusters de Volatilidad . . . . .                         | 65        |
| 4.1.3.2. No normalidad y colas pesadas . . . . .                   | 68        |
| 4.2. Valor en Riesgo . . . . .                                     | 70        |
| 4.3. Backtesting . . . . .                                         | 72        |
| 4.3.1. Test de Kupiec . . . . .                                    | 72        |
| 4.3.1.1. Test de Kupiec al 1 % de significación . . . . .          | 73        |
| 4.3.1.2. Test de Kupiec al 5 % de significación . . . . .          | 75        |
| 4.3.2. Test de Christoffersen . . . . .                            | 76        |
| 4.3.2.1. Test de Christoffersen al 1 % de significación . . . . .  | 77        |
| 4.3.2.2. Test de Christoffersen al 5 % del significación . . . . . | 79        |
| 4.3.3. Estabilidad de las metodologías . . . . .                   | 82        |
| 4.3.4. Evaluación gráfica a partir de los Rendimientos . . . . .   | 84        |
| <b>CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES</b>                              | <b>92</b> |
| <b>LISTA DE REFERENCIAS</b>                                        | <b>94</b> |
| <b>ANEXOS</b>                                                      | <b>97</b> |
| <b>A. Métodos y pruebas adicionales</b>                            | <b>98</b> |
| A.1. Test Dickey-Fuller Aumentado . . . . .                        | 98        |
| A.2. Función de Autocorrelación . . . . .                          | 99        |

|                                                                |            |
|----------------------------------------------------------------|------------|
| A.3. Test de Ljung-Box . . . . .                               | 99         |
| A.4. Jarque-Bera . . . . .                                     | 99         |
| A.5. Kolmogorov-Smirnov . . . . .                              | 100        |
| <b>B. Correlogramas de Rendimientos</b>                        | <b>101</b> |
| B.1. FAC y FACP del Índice Colcap . . . . .                    | 101        |
| B.2. FAC y FACP del Índice Merval . . . . .                    | 102        |
| B.3. FAC y FACP del Índice S&P Lima . . . . .                  | 102        |
| <b>C. Rendimientos Cuadrados</b>                               | <b>103</b> |
| <b>D. Correlogramas de Rendimientos Cuadrados</b>              | <b>104</b> |
| D.1. FAC y FACP del Índice Colcap . . . . .                    | 104        |
| D.2. FAC y FACP del Índice Merval . . . . .                    | 105        |
| D.3. FAC y FACP del Índice S&P Lima . . . . .                  | 105        |
| <b>E. Distribuciones Empíricas frente a la Normal Estándar</b> | <b>106</b> |
| <b>F. Gráficos de Cuartiles ajustados a la Normal</b>          | <b>107</b> |
| F.1. Gráfico de Cuartiles del Índice Bovespa . . . . .         | 107        |
| F.2. Gráfico de Cuartiles del Índice Colcap . . . . .          | 108        |
| F.3. Gráfico de Cuartiles del Índice Merval . . . . .          | 108        |
| <b>G. Metodología Semiparamétrica</b>                          | <b>109</b> |
| G.1. Modelos GARCH . . . . .                                   | 109        |
| G.2. Selección del Umbral ( $u$ ) . . . . .                    | 110        |

## ÍNDICE DE FIGURAS

|                                                                                                           |    |
|-----------------------------------------------------------------------------------------------------------|----|
| 2.1. Ejemplo de función de valor dentro de la teoría perspectiva . . . .                                  | 24 |
| 4.1. Rendimientos de los Índices Bovespa, Merval, Colcap y S&P Lima                                       | 62 |
| 4.2. FAC - Índice Bovespa . . . . .                                                                       | 64 |
| 4.3. FACP - Índice Bovespa . . . . .                                                                      | 64 |
| 4.4. Rendimientos Cuadrados del Índice Bovespa . . . . .                                                  | 66 |
| 4.5. FAC Y FACP de Rendimientos Cuadrados del Índice Bovespa . .                                          | 67 |
| 4.6. Distribución Empírica Estandarizada del Índice Colcap vs Distri-<br>bución Normal Estándar . . . . . | 68 |
| 4.7. Gráfico de Cuartiles del Índice S&P Lima frente a la Distribución<br>Normal . . . . .                | 69 |
| 4.8. Resultados del Backtesting al 1 % de significación . . . . .                                         | 82 |
| 4.9. Resultados del Backtesting al 5 % de significación . . . . .                                         | 83 |
| 4.10. Resumen del Backtesting para Bovespa al 1 % . . . . .                                               | 84 |
| 4.11. Resumen del Backtesting para Colcap al 1 % . . . . .                                                | 85 |
| 4.12. Resumen del Backtesting para Merval al 1 % . . . . .                                                | 86 |
| 4.13. Resumen del Backtesting para S&P Lima al 1 % . . . . .                                              | 87 |
| 4.14. Resumen del Backtesting para Bovespa al 5 % . . . . .                                               | 88 |
| 4.15. Resumen del Backtesting para Colcap al 5 % . . . . .                                                | 89 |
| 4.16. Resumen del Backtesting para Merval al 5 % . . . . .                                                | 90 |
| 4.17. Resumen del Backtesting para S&P Lima al 5 % . . . . .                                              | 91 |

## ÍNDICE DE CUADROS

|                                                                                                           |    |
|-----------------------------------------------------------------------------------------------------------|----|
| 4.1. Estadísticos Descriptivos . . . . .                                                                  | 63 |
| 4.2. Resultados del contraste Dickey Fuller Aumentado . . . . .                                           | 65 |
| 4.3. Resultados del contraste Ljung-Box . . . . .                                                         | 67 |
| 4.4. Resultados del contraste Jarque-Bera y Kolmogorov-Smirnov . . .                                      | 69 |
| 4.5. Valor en Riesgo diario para el 01/03/2018 . . . . .                                                  | 70 |
| 4.6. Número de Fallos para el Test de Kupiec al 1 % . . . . .                                             | 73 |
| 4.7. Resultados del contraste de Kupiec - VaR 1 % . . . . .                                               | 74 |
| 4.8. Número de Fallos para el Test de Kupiec al 5 % . . . . .                                             | 75 |
| 4.9. Resultados del contraste de Kupiec - VaR 5 % . . . . .                                               | 75 |
| 4.10. Distribución de los Fallos para el test de Christoffersen al 1 % (Bo-<br>vespa y Colcap) . . . . .  | 77 |
| 4.11. Distribución de los Fallos para el test de Christoffersen al 1 % (Mer-<br>val y S&P Lima) . . . . . | 78 |
| 4.12. Resultados del contraste de Christoffersen - VaR 1 % . . . . .                                      | 78 |
| 4.13. Distribución de los Fallos para el test de Christoffersen al 5 % (Bo-<br>vespa y Colcap) . . . . .  | 79 |
| 4.14. Distribución de los Fallos para el test de Christoffersen al 5 % (Mer-<br>val y S&P Lima) . . . . . | 80 |
| 4.15. Resultados del contraste de Christoffersen - VaR 5 % . . . . .                                      | 81 |



## INTRODUCCIÓN

Las economías emergentes son reconocidas por las condiciones volátiles de sus mercados (Garay, 2010). Estas marcan un entorno de incertidumbre que influye en las elecciones de los agentes económicos. Altos niveles de riesgo son el resultado de dicha realidad, reflejándose como un elemento importante para los tomadores de decisiones en estas economías. Esto deja como consecuencia, la necesidad de los actores económicos de estudiar el riesgo a profundidad para poder evitar resultados que reduzcan sus niveles de bienestar.

El riesgo es considerado un elemento relevante para el proceso de toma de decisiones. Este facilita la prevención de pérdidas generadas por la dinámica de los mercados financieros, fundamentando el desarrollo de la administración del riesgo en diversas instituciones. La medición adecuada de este, es requerida para alcanzar los objetivos de cobertura que establecen las organizaciones en su pleno funcionamiento. Este factor puede ser el diferenciador de éxitos en el desempeño del negocio o de las inversiones realizadas.

Lo anteriormente expuesto, indica que la medición del riesgo es un tópico importante para la actuación económica en los mercados emergentes. Cabe destacar que, entre la variedad de indicadores de riesgos que pueden ser hallados en la literatura, el Valor en Riesgo (VaR) es una de las medidas de mayor empleo en la práctica. Jorion (1999) explica que el VaR permite cuantificar el riesgo en función de la máxima pérdida probable que se puede esperar de un activo bajo condiciones normales del mercado.

Sin embargo, retomando el aspecto de inestabilidad de los mercados emergentes, y considerando el caso Latinoamericano, las instituciones e investigadores se han visto motivados a profundizar en la variedad de técnicas que pueden emplearse para obtener resultados confiables del VaR. Esta labor puede verse complicada por la naturaleza de la serie de tiempo de los rendimientos financieros, que pre-



sentan clusters de volatilidad y colas pesadas (Danielsson, 2011).

Radivojevic y Cvjetkovic (2016) proponen una metodología semiparamétrica de cálculo del VaR, cuya definición recoge las características específicas de las series de rendimientos financieros. Este enfoque, emplea la Teoría del Valor Extremo para abordar el fenómeno de colas pesadas, presente en las distribuciones de rendimientos; aplicado en una serie actualizada con el ajuste de un modelo Generalizado Autorregresivo de Heterocedasticidad Condicional (GARCH) con el fin de capturar los clusters de volatilidad en los rendimientos.

En este trabajo se presenta en forma esquemática y sistemática, la estructuración de una investigación que busca aplicar el enfoque semiparamétrico de cálculo de VaR en los países de Sudamérica. Se presenta un primer capítulo donde se ahonda en el planteamiento del problema y las preguntas de investigación planteadas. A su vez, se establece la hipótesis de investigación que fue contrastada, junto con los objetivos establecidos para el desarrollo eficiente de la investigación, como la justificación pertinente de la ejecución de este estudio.

Seguidamente, una segunda parte está conformada por el marco teórico que sustenta la investigación. En este, se presentan los antecedentes, donde se exponen investigaciones previas relacionadas a la problemática estudiada, para otorgar una base sólida al desarrollo del estudio. Por otro lado, se plasman las bases teóricas que justifican los métodos empleados tanto para generar resultados, así como de aportar el trasfondo teórico necesario para poder desarrollar el estudio.

Luego, se presenta un tercer capítulo que estructura la metodología de investigación en su conjunto. En este apartado se determina el enfoque y tipo de investigación. Se plantea el diseño del estudio a emplear, como la determinación de la población y muestra a ser medida. Un apartado que enmarca la metodología, figura en este capítulo. En dicho apartado se explican en detalle todos los métodos empleados que permitieron alcanzar los resultados requeridos y cumplir los objetivos de la investigación.

Posteriormente, un capítulo de análisis y resultados es desarrollado. En este se presentan los resultados obtenidos de las estimaciones realizadas sobre los registros diarios de los rendimientos bursátiles en los últimos 8 años en la región

Sudamericana. A su vez, se exponen las interpretaciones pertinentes y se llega a una serie de resultados; que permiten describir la eficacia de la metodología basada en la Teoría del Valor Extremo, tomando como referencia el comportamiento de un enfoque paramétrico (EWMA) y otro no paramétrico (Simulación Histórica).

Se finaliza con el apartado de conclusiones y recomendaciones, en el cual se sintetizan los análisis realizados a lo largo de la investigación. Exponiendo los juicios y criterios formados a partir de los resultados del estudio y, su contrastación frente a las realidades del entorno económico de los países seleccionados para la investigación y aplicación a nivel práctico.

## CAPÍTULO 1

### EL PROBLEMA

#### 1.1. Planteamiento del Problema

La Economía mundial se encuentra en una constante dinámica ante las variaciones de las condiciones que afectan el comportamiento de las sociedades y la interrelación entre los diferentes agentes económicos. Según HSBC (2010) el 80 % de la población mundial se encuentra concentrada en un conjunto de países cuyo desarrollo económico e industrial se caracteriza por un acelerado crecimiento. En ese caso, se está refiriendo a los mercados emergentes. Wilcox (1992) identifica este conjunto de sociedades como aquellas que poseen unos reducidos niveles de Producto Interno Bruto (PIB) per cápita. Entre ellos, se pueden identificar ejemplos como India, China, México, Brasil, países de Europa Oriental como República Checa, entre otros.

Una peculiaridad de dichas economías es que sus mercados de capitales tienden a tener una volatilidad considerable, dada la amplitud de las fluctuaciones de los precios y rendimientos de las empresas que se constituyen en dichos Estados.

A su vez, Memani (2017) establece que durante la primera década del siglo XXI, los mercados emergentes presentaron rendimientos superiores a los estadounidenses en un porcentaje aproximado de 7 % cada año. A pesar de que los años consiguientes presentaron dificultades producto de la crisis financiera del 2008, en los últimos años han mostrado condiciones tanto económicas como demográficas que han impulsado el desarrollo de sus mercados bursátiles.

Al transcurrir los años, los mercados emergentes han obtenido fama respecto a la volatilidad en los rendimientos de los activos transados en sus mercados financieros. Garay (2010) explica que efectivamente, el comportamiento histórico de



los rendimientos en dichos mercados presenta una alta volatilidad; sin embargo, incluso con dicha característica, pueden ser instrumentos de gran valor para la diversificación de los portafolios. Esto quiere decir, que aunque individualmente las posiciones en dichos activos tienden a ser muy riesgosas, al presentar correlaciones bajas frente a las economías desarrolladas e inclusive a otros mercados emergentes, el riesgo individual tiende a mitigarse en mayor medida.

El riesgo es un criterio fundamental para tomar decisiones de inversión, su importancia recae en el hecho de que refleja las pérdidas probables de una decisión tomada. Este se relaciona con el rendimiento de los activos, lo cual le otorga la necesidad de ser considerado a la hora de invertir. Van Horne (2010) señala que el rendimiento existe al conservar durante un período de tiempo una inversión que lleve consigo un aumento del capital invertido al terminar o al percibir los resultados de dicha inversión. Sin embargo, el criterio de rendimiento puede verse desplazado al analizarse los riesgos inherentes a una transacción. Esta situación adquiere mayor importancia cuando se discute en términos de instituciones que realizan una gran cantidad de operaciones que involucran factores de riesgo que no pueden ser menospreciados.

De aquí nace la importancia de la gestión del riesgo. De Jesús (2011) explica que la globalización financiera y económica ha abierto fronteras para las oportunidades de inversión y han permitido el crecimiento de las instituciones financieras. Además, ha facilitado la inclusión de posiciones en activos de mercados emergentes dentro de los portafolios de inversión y en pro de la diversificación, apuntando directamente a la optimización de los portafolios considerando dichas variables de índole internacional y doméstica. Esto conlleva a que las gerencias de dichas instituciones se interesen con el paso del tiempo en identificar las fuentes de riesgo en sus operaciones diarias y en buscar las vías necesarias para mitigarlo.

En los últimos años la manera en que las instituciones financieras evalúan sus riesgos ha cambiado sustancialmente. Producto de las crisis financieras, existe una constante revisión de las metodologías y regulaciones de los capitales bajo riesgo que las compañías poseen. El desarrollo de dichas regulaciones ha conllevado a la mejora de las técnicas de medición de riesgo. El Comité de Basilea, encargado de la supervisión bancaria a nivel internacional ha recomendado variedad de modelos para la medición de los riesgos de mercado de forma diaria (Alexander, 2002).



En consecuencia, el Valor en Riesgo (VaR por sus siglas en inglés) ha sido adoptado de forma extendida por diversidad de instituciones financieras para cuantificar las máximas pérdidas probables que puedan sufrir sus portafolios de inversión. Jorion (1999) señala el constante debate existente en materia de derivados financieros que han sido con frecuencia resaltados como inversiones peligrosas que requieren una alta regulación a fines de evitar catástrofes. La Crisis Subprime de Estados Unidos ha generado mayor polémica en el tema de los derivados financieros, situación que ha impulsado el uso del VaR para la gestión de riesgos y le ha permitido trascender como una medida clásica del mismo.

Un aspecto fundamental para emplear el VaR es la metodología para obtener la volatilidad esperada de los activos financieros de interés. Con el tiempo se han desarrollado variedad de metodologías basadas en la estadística estándar que han tratado de cumplir con dichos objetivos. Se presenta una visión paramétrica que con el tiempo ha sido fuertemente criticada por subestimar los factores de riesgo extremo en los mercados. Por otro lado, se han diseñado estrategias no paramétricas que han presentado debilidad al no ser sensibles ante los cambios en los datos utilizados para su cálculo (Kristjanpoller, 2014).

La naturaleza de las series de tiempo financieras en los mercados emergentes se caracteriza por tener una distribución leptocúrtica y un alto grado de heterocedasticidad; es decir, una volatilidad variante en el tiempo. Los autores citados anteriormente expresan que las metodologías mencionadas presentan dificultades para recoger dichas condiciones en sus modelados e implican supuestos que se alejan de la realidad de los mercados de capitales emergentes. Esto puede conllevar a que el VaR no pueda cumplir con las características de una medida coherente para el riesgo. Radivojevic y Cvjetkovic (2016) proponen a través del uso de la Teoría de Valor Extremo un enfoque híbrido para el cálculo del VaR empleando una metodología semiparamétrica. El estudio se enfocó en el cálculo del VaR usando data de países de Europa oriental y se observó un mejor desempeño en dicha metodología que en el caso de las paramétricas y no paramétricas.

Esta situación acerca de la metodología del cálculo del VaR en mercados emergentes requiere de profundización para el caso Latinoamericano. A pesar de que Europa oriental abarca regiones emergentes, la naturaleza, condiciones y entornos

económicos, sociales y políticos entre ambas regiones difiere sustancialmente. Por lo que es menester realizar una revisión enfocada en evaluar el desempeño de la metodología planteada por Radivojevic y Cvjetkovic en países de Sudamérica ya que representan el entorno donde Venezuela se desenvuelve. Al centrarse en esta problemática específica se derivan ciertas preguntas de investigación:

- ¿Un VaR calculado a través de la Teoría de Valor Extremo es igual de eficaz para el caso Sudamericano como lo fue para Europa Oriental?
- ¿Los métodos semiparamétricos para el cálculo del VaR superan en aplicabilidad a los paramétricos y no paramétricos para el caso de economías emergentes?
- ¿Cuál método de cálculo del VaR comete más errores a la hora de estimar el riesgo financiero en economías emergentes?

## **1.2. Objetivos**

### **1.2.1. Objetivo General**

Evaluar la eficacia de la Teoría de Valor Extremo (TVE) para el cálculo del VaR en mercados bursátiles de sudamérica.

### **1.2.2. Objetivos Específicos**

- Apreciar los riesgos inherentes a los mercados bursátiles sudamericanos.
- Estimar el Valor en Riesgo (VaR) de los retornos en los mercados bursátiles sudamericanos.
- Constatar la calidad del ajuste de la Teoría de Valor Extremo como metodología de cálculo frente a otros métodos.

## **1.3. Hipótesis**

La metodología de Teoría de Valor Extremo (TVE) presenta un mejor ajuste para la estimación de los riesgos en mercados bursátiles de Sudamérica frente a los métodos paramétricos y no paramétricos.



#### 1.4. Justificación e Importancia

Los inversionistas están constantemente buscando nuevas oportunidades de inversión que les permitan obtener mayores rendimientos y a su vez, diversificar sus portafolios de inversiones con el fin de mitigar los riesgos inherentes a la actividad que ejercen. Al presentar baja correlación con respecto a los activos de países desarrollados, los mercados emergentes brindan la oportunidad de conseguir diversas y atractivas oportunidades para colocar capitales y mitigar riesgos, a pesar de su exposición a altos niveles de volatilidad. (Garay, 2010).

Por otro lado, históricamente las posiciones en economías emergentes han superado en promedio a la de los países desarrollados. Esto puede implicar incentivos para la inversión en activos de tal naturaleza, en los cuales se aprovecha el potencial de crecimiento de dichos mercados dadas las condiciones económicas que han presentado en las últimas décadas. HSBC (2010) establece que el mundo emergente representó un 51 % del Producto Interno Bruto (PIB) para el año 2014, registrando un crecimiento desde el 45 % que marcaba en el 2008.

Los mercados emergentes se han destacado últimamente por las innovaciones con respecto a las prácticas y productos de sus compañías endógenas. El caso Chino es un ejemplo de ello ya que se destaca por el desarrollo de grandes multinacionales a partir de la absorción de otras compañías de menor tamaño de la industria (OECD, 2017). La influencia China en los mercados latinoamericanos genera expectativas de crecimiento y superación de las condiciones económicas actuales de la región producto de los acuerdos e intercambios comerciales que actualmente realizan. En general, el apoyo financiero internacional se hace presente en la región a pesar de que la gran mayoría de las economías latinoamericanas presentan crecimiento desacelerado, déficit fiscales y crecimiento de las deudas.

No cabe duda que cuando el inversionista decide incursar en los mercados emergentes, aparte de aspirar por los retornos esperados de su colocación de capital, debe estar consciente de la naturaleza y magnitud de los riesgos que asume al tomar esa decisión financiera. De aquí recae la importancia de reconocer los funcionamientos y metodologías necesarios para una gestión óptima del riesgo y así poder tomar medidas para mitigarlo. La contribución de dichas metodologías en la toma de decisiones es importante, fallas o subestimaciones de las realidades



financieras a las que se enfrentan los mercados pueden llevar a fallas de cálculo que acarreen pérdidas cuantiosas para el inversionista en cuestión.

La medición del riesgo es fundamental para cumplir con la faena de mantener una gestión óptima del mismo. Una medida como el Valor en Riesgo (VaR) brinda gran utilidad para dicho propósito, además, recoge una serie de ventajas que no pueden ser despreciadas. El VaR tiene la capacidad de comunicar los riesgos financieros sin recaer en términos técnicos, característica que facilita la presentación de informes de evaluación de mercado para el público más amplio.

Jorion (1999) explica que el VaR permite establecer los límites para la asignación de capitales con el fin de controlar las pérdidas probables que puede asumir el portafolio. Además, permite entender la evaluación del desempeño de las inversiones dado el riesgo. A medida que el interesado es de mayor tamaño, tal como una institución financiera intermediaria, la facilidad de cálculo del VaR permite reducir los errores y permite un cálculo cotidiano de dicha medida. El VaR también se destaca por figurar como medida de referencia para los reguladores de los mercados ya que es capaz de extenderse en aplicación a una variedad de riesgos que puedan afectar inclusive a empresas no financieras. En consecuencia, se puede afirmar que el VaR es una herramienta útil para administrar eficientemente los activos de inversión.

Es relevante acotar que la naturaleza de las series de tiempo financieras representan un reto para el ajuste del VaR como medida de riesgo. Su alta volatilidad, representada por la existencia de heterocedasticidad en las series, incluyendo la forma leptocúrtica y a veces asimétrica con tendencia a la izquierda de la distribución de los datos que se pueden obtener en los mercados presionan los supuestos establecidos por las metodologías de cálculo tradicionales. (Radivojevic y Cvjetkovic, 2016).

Kristjanpoller (2014) explica que las metodologías semiparamétricas a pesar de conllevar a procedimientos de cálculo complejos, no necesitan conocer la distribución de datos empírica, lo que puede acarrear a errores de aproximación. Sin embargo, Radivojevic y Cvjetkovic demuestran en su estudio que para el caso específico de la Teoría de Valor Extremo en Europa Oriental, la misma presenta ventajas producto de su eficiente ajuste.

## CAPÍTULO 2

### MARCO TEÓRICO

#### 2.1. Antecedentes

##### 2.1.1. La nueva aproximación híbrida del valor en riesgo basada en la Teoría del Valor Extremo

Radivojevic, N., Cvjetkovic, M., y Stepanov, S. (2016) introducen un nuevo enfoque híbrido basado en la Teoría de Valores Extremos para la estimación conjunta de Valor en Riesgo (VaR) y Expectativa de Caída (Expected Shortfall) para cuantiles superiores de la distribución de retornos. En la investigación, los autores llevan a cabo el cálculo de la metodología expuesta sobre índices bursátiles de Serbia (BELEXline), Bosnia y Herzegovina (BIRS), Macedonia (MBI10), Montenegro (MONEX20) Turquía (UX100) y Croacia (CROBEX). Posteriormente, aplican los métodos de Kupiec y Christoffersen para realizar el Backtesting de la metodología. Los autores concluyen que el enfoque propuesto resulta apropiado para medir el riesgo de mercado en mercados emergentes, dado que está diseñado para capturar sus regularidades empíricas, tales como leptocurtosis, asimetría, autocorrelación y heteroscedasticidad.

##### 2.1.2. Backtesting del Valor en Riesgo para los mercados bursátiles y de divisas latinoamericanas

En este artículo, Kristjanpoller, W., y Brahona, A. (2014). analizan tres metodologías para el cálculo del valor en riesgo (VaR): modelos paramétricos, semiparamétricos y no paramétricos. Con el objetivo de evaluar su validez eligieron un método representativo para cada uno: el EGARCH para los paramétricos, el CAViaR para los semiparamétricos y el de Simulación Histórica para los no paramétricos. Las variables a pronosticar fueron los tipos de cambio de los principales mercados latinoamericanos (Argentina, Brasil, Chile, Colombia, Perú y México)



y sus principales índices accionarios. Para la validación de estas metodologías llevaron a cabo un Backtest basado en el método general de los momentos. Los resultados muestran que el modelo semiparamétrico CAViaR fue el que mejor proyectó el VaR para los mercados y monedas en los periodos analizados.

#### **2.1.3. Teoría del Valor Extremo en Mercados Emergentes: Evidencia de la Bolsa de Valores de Montenegro**

Cerovic, J., y Karadžic, V. (2016) consideran la aplicabilidad de la metodología basada en la Teoría del Valor Extremo para el mercado emergente montenegrino antes y durante la crisis financiera mundial. En particular, el propósito de la investigación es determinar si el método de *Peaks Over the Threshold* (POT) supera al método de *Block Maxima* (BM) en la estimación de Valor en Riesgo para el mercado de acciones de Montenegro. El rendimiento diario del Índice bursátil montenegrino MONEX20 se analiza para el período de enero de 2004 a febrero de 2014. Los resultados de la prueba Kupiec muestran que el método POT es significativamente mejor que el método BM. Sin embargo, ninguno de los métodos consigue superar la prueba de independencia de Christoffersen debido a la falta de precisión en la agrupación de excepciones al medir el Valor en Riesgo.

#### **2.1.4. Valor en Riesgo: evaluación del desempeño de diferentes metodologías para 5 países latinoamericanos**

En su investigación, Alonso, J., y Chaves, J. (2013) evalúan el comportamiento de veinte diferentes métodos (paramétricos, no paramétricos y semi-paramétricos) para estimar el VaR de un portafolio representativo para 5 países latinoamericanos (Argentina, Brasil, Chile, Colombia y Perú). Después de encontrar la aproximación que mejor captura el nivel de riesgo seleccionado para cada portafolio, los autores concluyen que los modelos no-paramétricos de Simulación Histórica y semi-paramétricos corresponden a la mejor medida de riesgo para todos los países de la muestra.

#### **2.1.5. Riesgo en Mercados Bursátiles Emergentes Brasileños y Mexicanos: Teoría del Valor Extremo y una Alternativa a los modelos de Valor en Riesgo**

De Jesús, R., y Ortiz, E. (2011). exponen que la Teoría del Valor Extremo al proporcionar un marco en el que analizar el comportamiento extremo de los ren-



dimientos de los mercados bursátiles y cuantificar las posibles pérdidas durante las turbulencias financieras, logra superar a los modelos convencionales de Valor en Riesgo que tienden a subestimar las pérdidas en los mercados de valores por asumir normalidad de las distribuciones y no captar la frecuencia y gravedad de las fluctuaciones extremas. Este estudio utiliza el c-cuantil de una distribución de cola pesada para el análisis de VaR.

Una innovación en el trabajo es la aplicación de la Teoría del Valor Extremo no solo a la cola izquierda de las distribuciones sino también a su cola derecha. Los autores utilizaron una distribución generalizada de valores extremos (GEVD) para analizar los dos mercados bursátiles más grandes de América Latina, como lo son Brasil y México durante el período 1970 a 2014. Para ello, aplicaron un modelo de VaR condicional (CVaR) que les permitió determinar la exposición al riesgo de invertir en dichos mercados. Los resultados confirman la presencia de colas pesadas en ambos mercados como resultado del exceso de curtosis. La evidencia empírica muestra que el VaR y el CVaR basados en la Teoría de Valor Extremo, arrojan información más precisa y sólida sobre el riesgo financiero que las estimaciones paramétricas convencionales.

## **2.2. Bases Teóricas**

### **2.2.1. Mercados Emergentes**

#### **2.2.1.1. Conceptualización**

La era de la globalización ha permitido a través del crecimiento de los flujos internacionales la creación de enormes oportunidades tanto para las multinacionales del mundo desarrollado como para aquellas regiones que recién se inician en su crecimiento. El mundo se ha vuelto cada vez más competitivo y las economías en vías de desarrollo han sabido beneficiarse de concentraciones cada vez mayores de inversiones directas, cambiando de esta manera sus grados de relación con el mundo desarrollado.

El origen del término “mercados emergentes” se remonta a 1981, cuando Antoine Van Agtmael, trabajador de la Corporación Financiera Internacional del Banco Mundial, intentó sin éxito construir un “Fondo del Tercer Mundo” con el propósito de invertir en acciones de países en desarrollo. Van Agtmael relata en su

libro “The Emerging Markets Century” que tras los constantes rechazos recibidos a la hora de captar el capital necesario, surgió en su mente el término mercados emergentes. A partir del mismo, pretendió expresar un sentimiento de progreso, mejora y dinamismo en referencia a las naciones de rápido crecimiento económico e industrialización, contrario al término “tercer mundo” que representó estancamiento y desconfianza a la hora de atraer capitales.

Por definición, los mercados emergentes son economías inmaduras que prometen una rápida transformación y representan la principal fuente de crecimiento mundial en las próximas décadas. Esto, mediante la superación de grandes retos que se traducen en grandes oportunidades. En la actualidad dichos mercados controlan el grueso de las reservas de divisas y de los recursos energéticos mundiales, durante décadas han crecido más rápido que Estados Unidos y muchos países europeos, incluso, unos pocos son considerados grandes potencias económicas.

#### **2.2.1.2. Realidad Latinoamericana**

En los últimos años, América Latina y el Caribe ha experimentado una recuperación moderada luego de una corta recesión. No existe consenso en cuanto a las tasas de crecimiento esperadas en la región; puesto que en el corto plazo, las mismas varían de un país a otro. Esto refleja las diferencias existentes respecto a la exposición frente a choques externos y a la solidez de las políticas internas (OECD/CAF/ECLAC, 2018).

El deterioro en las condiciones macroeconómicas en Latinoamérica y el Caribe en los últimos años, ha tenido un impacto significativo tanto en los niveles de vida, como en las perspectivas de desarrollo económico. Esto influye en la reputación económica de la región frente a los mercados internacionales, incluyendo a los inversionistas que se encuentran en la búsqueda de oportunidades que brinden activos estables y confiables en los cuales colocar sus capitales.

OECD/CAF/ECLAC (2018) indica que, a pesar de las expectativas positivas sobre el crecimiento económico a nivel mundial, las economías emergentes de América Latina se ven afectadas por las fluctuaciones de los precios de las materias primas, principales rubros de exportación para sus países. En general, la



actividad exportadora de productos básicos provenientes de la región, tocó fondo durante la recesión del 2016. Sin embargo, los precios de los commodities han logrado recuperarse paulatinamente en el transcurso de los últimos años. Esto ha generado expectativas de recuperación de las economías latinoamericanas para los años próximos.

Cabe destacar que esta dependencia de las exportaciones de productos no procesados expone a las economías latinoamericanas a una dependencia importante a las importaciones de bienes y servicios extranjeros, situación que influye en los tipos de cambio de la región y perjudica la competitividad de los productores locales, afectando en consecuencia, el desempeño del sector empresarial.

Las decisiones de política fiscal son un factor clave en la mayoría de los países de la región dado que estas influyen directamente en los resultados de estas economías. Generalmente, las medidas tomadas bajo este enfoque están canalizadas hacia la disminución de las latentes desigualdades existentes. Aunque, la forma en cómo se llevan a cabo y las motivaciones detrás de su implementación, suelen en ocasiones jugar en contra de los objetivos iniciales e interferir en los niveles de precios de dichas economías a través de la generación de fenómenos inflacionarios.

Estas y otras realidades económicas inherentes a la región, son de vital interés a la hora de decidir introducir capital en sus mercados, puesto que cualquier factor que pueda generar efectos económicos perjudiciales para el país, influirá en los rendimientos esperados en los mercados financieros.

### **2.2.2. Teoría de la Utilidad**

La teoría económica tradicional tiende a estudiar la toma de decisiones asumiendo completud de la información y certidumbre en las consecuencias probables de la misma. Sin embargo, en la realidad los agentes económicos no poseen la totalidad de la información a la hora de tomar alguna decisión; esto, los marca en un contexto de incertidumbre que afecta directamente su valoración de las alternativas probables a seleccionar. En otras palabras, se pueden tomar decisiones considerando el marco de preferencias personal ante los resultados esperados. Una teoría que se enfoca en analizar la situación de los individuos enfrentándose a la incertidumbre es la Teoría de la Utilidad.



Bowers (1997) señala que una posible solución a este problema se puede encontrar en la estimación del valor de un proyecto económico con un resultado aleatorio a través de la determinación de su valor esperado. Este concepto se denomina como el principio del valor esperado; el cual considera a la esperanza matemática de las posibles consecuencias de una toma de decisiones como un valor representativo para guiar dicho proceso de selección. Dado este principio, se puede afirmar que un tomador de decisiones sería indiferente en asumir una pérdida aleatoria  $X$  dado que estableció una cobertura para mitigar la pérdida en una cuantía de  $E[X]$ .

Asumiendo  $X$  como una variable aleatoria discreta y  $x_1, x_2, \dots, x_k$  como los posibles valores de  $X$ , se dice que el valor esperado del proyecto económico sujeto a  $X$  es:

$$E[X] = P(X = x_1)x_1 + P(X = x_2)x_2 + \dots + P(X = x_k)x_k$$

Por otro lado, es correcto suponer que la mayoría de los agentes económicos no se limitan al principio del valor esperado, ya que a ellos les interesa el nivel de riqueza y la distribución de los resultados a la hora de decidir. En este caso, se plantea el modelo desarrollado por Von Neumann & Morgenstern el cual señala Denuit *et al.* (2008). Este modelo teórico implica que si un individuo puede hacer una decisión consistente entre las pérdidas probables  $X$ , entonces existe una función de utilidad  $U$  que representa el nivel de preferencias del individuo basados en su nivel de riqueza comparando así frente a la pérdida  $X$ , considerando el principio de valor esperado explicado previamente.

Dado  $X$  y  $Y$  variables aleatorias de pérdida y  $U$  función de utilidad cuya transformación lineal  $a(u) + b$  para  $a > 0$  son equivalentes, por lo que:

$$E[u(w - X)] \leq E[u(w - Y)] \text{ si y solo si}$$

$$E[au(w - X) + b] \leq E[au(w - Y) + b].$$

De esta manera, para cualquier clase equivalente de funciones de utilidad, se puede seleccionar una, que requiera ciertas condiciones para valores dados de riqueza y estimar de esa manera  $u$ .

#### 2.2.2.1. Perfiles de Riesgo

A partir de la función de utilidad planteada en la sección anterior se pueden inferir los comportamientos de los agentes económicos frente a su exposición a las pérdidas probables de un proyecto económico. Partiendo de la función  $u(w)$  se puede realizar análisis para entender las preferencias de un individuo ante las variaciones de su riqueza ( $w$ ).

- Si  $u''(w) < 0$  entonces se está en presencia de un caso de aversidad al riesgo.
- Si  $u''(w) > 0$  entonces se está en presencia de un caso amante al riesgo.
- Si  $u''(w) = 0$  entonces se está en presencia de un caso de neutralidad al riesgo.

Al comprender estos perfiles, se puede entender la toma de decisiones en materia de riesgo a nivel práctico por parte de diversos agentes económicos. Un derivado principal de la teoría de la utilidad es que un individuo con gran cantidad de riqueza presenta mayor disposición a exponerse a pérdidas producto de un proyecto económico, como es el caso de los reaseguros a nivel internacional que son compañías constituidas por un amplio capital y que asumen la mayoría de riesgos sistemáticos y de alto nivel que enfrentan las aseguradoras. Esto implicaría que dichos agentes pueden ser definidos como neutrales o amantes al riesgo en los modelados económicos.

#### 2.2.2.2. Teoría de la Perspectiva

Kahneman (2003) expone una realidad del proceso de toma de decisiones de los agentes económicos considerando los aspectos irracionales que influyen en la conducta humana. Los individuos toman decisiones considerando las referencias y evaluaciones intuitivas atribuidas por su experiencia pasada. Esto, en término de decisiones bajo incertidumbre difiere de la teoría de la utilidad, la cual asume que el efecto en el grado de satisfacción se da únicamente por el estado final o las

consecuencias de la elección, cuando en la realidad las respuestas se ven orientadas ante las actitudes del sujeto en cuestión frente a las ganancias y pérdidas.

A partir de allí, Kahneman formula la teoría de la perspectiva para explicar cómo la variación de la riqueza influye en las preferencias de los individuos. La idea principal de este planteamiento parte de la aversión a las pérdidas, donde se demuestra que el individuo es más sensible a las pérdidas que a las ganancias. Se define la función de valor construida por las consideraciones de las ganancias y pérdidas de una toma de decisiones establecida. Esta función presenta las siguientes características:

- Es cóncava en el cuadrante de las ganancias, lo cual explica la aversión al riesgo.
- Es convexa en el cuadrante de las pérdidas apoyando así la búsqueda de riesgos.
- Es una función que se quiebra en su intersección con el eje, mostrando una curva más empinada para el cuadrante de las pérdidas que para las ganancias, representando así la aversión a las pérdidas.

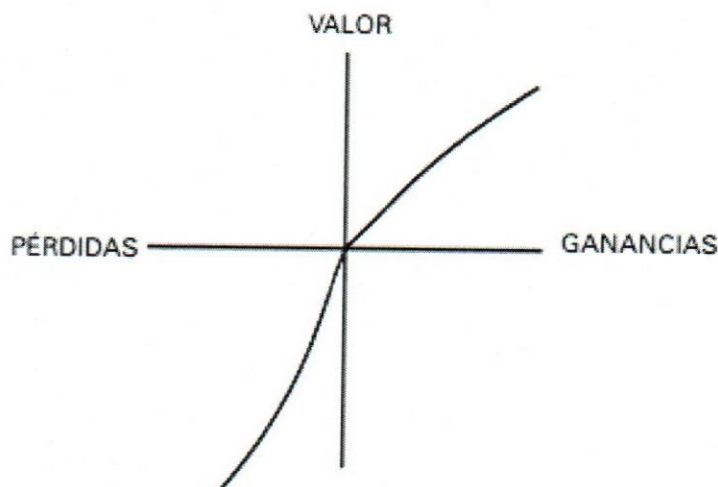


Figura 2.1: Ejemplo de función de valor dentro de la teoría perspectiva



Dadas estas realidades se puede extraer que la relación existente entre las preferencias y la aversión a las pérdidas permiten esquematizar fenómenos relacionados a la toma de decisiones. Esto puede justificar un comportamiento humano que valora a las pérdidas por encima de los costes de oportunidad, ya que los resultados se terminan evaluando en partes diferentes de la función de valor presentada.

Rabin (2002) presenta una forma de incluir las teorías económicas y de riesgo convencionales ante el nuevo paradigma conductual. Primero, se debe considerar que existen algunos supuestos asumidos por los modelos económicos y principalmente en la teoría de la utilidad que no son ajustados a la realidad. Uno de ellos es aquel que establece que los individuos poseen preferencias estables y bien definidas, lo cual en la realidad, puede fallar. Por otro lado, los objetivos de maximización de la utilidad esperada pueden no alcanzarse debido a los sesgos en la toma de decisiones de los individuos y producto de su perspectiva ante las consecuencias de su toma de decisiones.

Otro aspecto fundamental, y que ha sido discutido en esta sección, es el de su preferencia en los resultados finales y no en los cambios, que gracias al desarrollo de la teoría de la perspectiva se ha demostrado la importancia de la variación de la riqueza más que su nivel para la definición de la función de utilidad.

A nivel de administración de riesgos, la consideración de ambas teorías permite entender la necesidad de un manejo adecuado de aquellos a los que se expone el capital empleado para las inversiones. Un correcto manejo de los riesgos puede permitir la reducción de la variabilidad de la riqueza ante situaciones no favorable, lo cual define la aversión al riesgo de las instituciones financieras y su sensibilidad ante la aversión a las pérdidas.

### **2.2.3. Teoría del Riesgo**

#### **2.2.3.1. Conceptualización del Riesgo**

Ante el proceso de toma de decisiones, los agentes económicos se enfrentan a un entorno que carece de la información completa, necesaria para seleccionar la opción óptima. Esto implica que los individuos se desenvuelvan dentro de un contexto de incertidumbre que les imposibilita el conocimiento preciso de la ocu-

rrencia de un evento particular, así como su duración. En un sentido amplio, el riesgo está definido como la posibilidad de encontrarse expuesto a situaciones de vulnerabilidad caracterizadas por la falta de certeza sobre un posible suceso que atente sobre el bienestar futuro del individuo (Campa 2002).

La noción de riesgo es comúnmente utilizada como sinónimo de peligro. Sin embargo, el concepto de riesgo está mayormente vinculado a la vulnerabilidad o grado de exposición ante situaciones desconocidas. La teoría financiera describe el riesgo como la dispersión de resultados inesperados debido a movimientos en las variables financieras.

Una definición más técnica para el riesgo es la probabilidad de que una decisión, proyecto o inversión genere una pérdida o reducción del capital, bienestar o de las condiciones del negocio en el cual se está desempeñando una actividad económica.

#### **2.2.3.2. Tipos de Riesgos**

Debido a su amplio sentido y extensa aplicabilidad, existen diversos tipos de riesgos que surgen en diferentes ámbitos. De acuerdo con Jorion (1999), a nivel empresarial existen tres tipos de riesgos de interés: de negocio, estratégicos y financieros.

- **Riesgos de Negocio**

Los riesgos de negocio, también conocidos como riesgos operativos hacen referencia a aquellos que una empresa está dispuesta a asumir en pro de agregar valor para los accionistas y crear ventajas competitivas. Este tipo de riesgos involucran al mercado del producto en el cual opera dicha empresa y por lo tanto, comprenden innovaciones tecnológicas, diseño del producto y mercadotecnia. Dentro de esta categoría de riesgo, resulta relevante definir:

- **Riesgo operacional:**

El riesgo operacional hace referencia a las pérdidas potenciales originadas por sistemas inadecuados, fallas administrativas, controles defectuosos, error humano o eventos imprevistos. Esta definición incluye el riesgo de ejecución, que abarca situaciones donde se falla en la



ejecución de las operaciones, algunas veces conduciendo a retrasos o penalizaciones costosas. El riesgo operacional también incluye fraudes, definidos como aquellas situaciones en las cuales los operadores falsifican intencionalmente información, y el riesgo tecnológico que se refiere a la necesidad de proteger los sistemas del acceso no autorizado y de la interferencia.

- **Riesgo de cumplimiento:**

El riesgo de cumplimiento se refiere a aquel en el cual existe una constante amenaza relacionada a un incumplimiento legal o de política interna o violación de parámetros establecidos para el negocio que puedan implicar penalizaciones y sanciones que emanan de la autoridad regulatoria y afectan el patrimonio. Mientras más amplio sea el negocio y más transacciones genere, este riesgo se intensificará.

- **Riesgo reputacional:**

Este tipo de riesgo representa el peligro de que el nombre o la posición de un negocio o entidad se vea afectado por una acción específica, directamente como resultado de una acción inherente del negocio, indirectamente dadas las acciones de los empleados o de forma tangencial a través de otros grupos cercanos, siendo socios o proveedores que puedan generar sensibilidad a la opinión pública perjudicando así el desempeño del mismo en el mercado. Para mitigarlo, se requiere una buena política de prácticas y transparencias a la vez que presentar una responsable conciencia social y ambiental.

- **Riesgos Estratégicos**

Los riesgos estratégicos son los resultantes de cambios fundamentales en la economía o en el entorno político. Este tipo de riesgos difícilmente se pueden cubrir, a menos que sea posible llevar a cabo una diversificación a través de distintas líneas de negocios y de distintos países.

- **Riesgos Financieros**

Los riesgos financieros están relacionados con la incertidumbre producida en el rendimiento de una inversión. De una manera más clara, describe las posibles pérdidas en los mercados financieros. Los movimientos en las variables



financieras, tales como las tasas de interés y los tipos de cambio constituyen una fuente importante de riesgos para la mayoría de las empresas.

En palabras de Jorion (1999):

“Los riesgos financieros vienen dados por el efecto de los factores financieros sobre la variable de interés, que puede ser el valor de un portafolio, las ganancias, el capital o un flujo de efectivo en particular.”

El término, sin embargo, constituye una definición general que engloba en sí muchos diferentes tipos de riesgos relacionados con la posibilidad de que ocurra cualquier evento que derive en consecuencias financieras negativas. Por dicha razón, resulta de interés ahondar en aquellos riesgos de carácter financiero, los cuales, generalmente se clasifican en:

- Riesgo de Mercado:

El riesgo de mercado se deriva de cambios en los precios de los activos y pasivos financieros y se mide a través de los cambios en el valor de las posiciones abiertas. Jorion (1999) explica que el riesgo de mercado puede asumir dos formas, la primera de ellas es el riesgo absoluto, representado por la pérdida potencial en términos de dólares y cuya medición se concentra en la volatilidad de las ganancias totales y la segunda es el riesgo relativo, medido en términos de la desviación respecto a un índice base.

- Riesgo de Crédito:

El riesgo de crédito se presenta cuando las contrapartes están poco dispuestas o imposibilitadas para cumplir sus obligaciones contractuales. Su efecto se mide por el costo de la reposición de flujos de efectivo si la otra parte incumple en los pagos estipulados. En términos generales, el riesgo de crédito también puede conducir a pérdidas cuando los deudores son clasificados duramente por las agencias crediticias, generando con ello una caída en el valor de mercado de sus obligaciones.

- Riesgos de Liquidez:

Los riesgos de liquidez asumen dos formas: liquidez mercado/producto y flujo de efectivo/financiamiento. El primer tipo de riesgo se presenta cuando una transacción no puede ser conducida a los precios prevalientes debido a una baja operatividad en el mercado. Esto refleja especialmente un problema para contratos poco líquidos. El segundo tipo de riesgo se refiere a la incapacidad de conseguir obligaciones de flujos de efectivo necesarios, lo cual puede forzar a una liquidación anticipada, que lleve a transformar las pérdidas en "papel" en pérdidas realizadas.

Soler *et al.* (1999) explican que el riesgo de liquidez se presenta cuando existen dificultades en el financiamiento de las operaciones y el crecimiento de una institución a un costo normal, perdiendo la capacidad para poder liquidar sus activos en el mercado.

- Riesgo de tasa de interés

El riesgo de tasa de interés hace referencia a aquel en el cual el valor de una inversión cambia producto de una variación en los niveles absolutos de las tasas de interés en la economía, el spread entre dos tasas en la forma de la curva de rendimiento o en cualquier otro tipo de relación que involucre las tasas de interés. Dichas alteraciones usualmente afectan de forma inversa a los activos financieros transados y puede mitigarse a través de la diversificación o por hedging. Normalmente este riesgo afecta de forma importante las inversiones realizadas en renta fija.

- Riesgo de tipo de cambio

Hace referencia a las fluctuaciones de los tipos de cambio y las decisiones de política cambiaria que toman los diferentes países principalmente en las divisas de mayor circulación. Esto implica cambios en el valor de las inversiones realizadas en diferentes divisas. Se materializa en el momento que se debe terminar una inversión en moneda extranjera y se asume una pérdida al realizar el cambio a la moneda nacional dentro de un contexto de movimiento adverso en los tipos de cambio.



### 2.2.3.3. Administración del Riesgo

“La cobertura de los riesgos financieros es similar a la adquisición de un seguro, proporciona protección contra los efectos adversos de las variables sobre las cuales no tienen control ni los agentes ni los países.”

Jorion (1999)

Entender a cabalidad el riesgo permite a los agentes diseñar adecuadamente la forma de anticiparse a enfrentar la incertidumbre y sus posibles resultados adversos de carácter impredecible. La globalización de los mercados y los distintos productos financieros existentes se han encargado de exponer a las instituciones financieras a crecientes riesgos asociados a niveles cada vez mayores de volatilidad.

A lo largo de la historia, los agentes económicos han buscado resolver la problemática asociada al riesgo mediante la implementación de mecanismos que permitan su mitigación. Definida como el proceso mediante el cual se identifica, se mide y se controla la exposición al riesgo, la administración del riesgo ha ganado protagonismo como herramienta esencial de protección contra los efectos adversos generados por la incertidumbre.

### 2.2.4. Gestión del Riesgo

La necesidad de identificar los peligros y gestionarlos adecuadamente ha llevado a las entidades financieras a nivel mundial a centrarse en desarrollar herramientas tanto de carácter cualitativo como cuantitativo para lograr medir y controlar riesgos con mayor eficiencia. Dependiendo de las circunstancias será relevante la utilización de uno u otro e inclusive una combinación de ambos.

#### 2.2.4.1. Técnicas cualitativas para la gestión del riesgo

Las técnicas cualitativas pretenden descubrir los riesgos potenciales para la toma de decisiones de gestión con la finalidad de identificar y supervisar los procesos y sistemas de control que minimizan sus probabilidades de ocurrencia.

Por sí solo, el análisis cualitativo no permite una evaluación integral de probabilidades de ocurrencia de los hechos inciertos, por lo que a partir del mismo no es posible generar acciones contundentes para mitigar o prevenir las consecuencias

ideas respecto a los riesgos de crédito, pero se categorizaron y analizaron con mayor precisión.

- **Cuestionario y entrevistas estructuradas:** Por definición, los cuestionarios y las encuestas son herramientas estandarizadas utilizadas para recoger datos. Este tipo de metodología se puede aplicar en cualquier fase del proceso de análisis de riesgo; antes de iniciar las entrevistas se deben tener claros los objetivos de las mismas, una lista de entrevistados y un conjunto de preguntas bien preparadas que sean abiertas, concretas y lo mas sencillas posibles. Los resultados obtenidos son analizados posteriormente.
- **Técnica DELPHI:** Es utilizada para obtener información esencialmente cualitativa pero con un mayor grado de precisión acerca del futuro. Su



objetivo es obtener, basado en un proceso interactivo llevado a cabo por expertos especializados, resultados de opiniones en consenso, para ello una vez analizados los primeros resultados se vuelve a realizar otro cuestionario que debe ser respondido por el mismo grupo de expertos. El proceso es repetido en varias oportunidades hasta alcanzar un nivel aceptable de consenso.

#### **2.2.4.2. Técnicas cuantitativas para la gestión del riesgo**

Las técnicas cuantitativas aportan mayor precisión en sus resultados debido a que reflejan estadísticamente el comportamiento y la naturaleza de los riesgos. Generalmente son utilizadas en actividades complejas debido a que requieren un mayor esfuerzo en su cálculo. Colmenares y Velásquez (citados en Ibarra et al., 2015, p. 28) establecen que los métodos cuantitativos:

“Son métodos de ingeniería y formulaciones matemáticas combinadas con información estadística, que producen resultados numéricos de consecuencias de accidentes y sus frecuencias o probabilidades de ocurrencia”.(p.28)

Por emplear valores numéricos para las consecuencias y sus probabilidades, la calidad de este tipo de análisis dependerá de la exactitud e integridad de los datos utilizados. Es posible estimar las consecuencias modelando los resultados de un evento o un conjunto de eventos o simplemente mediante la extrapolación a partir de estudios experimentales o datos del pasado.

Generalmente, el análisis cuantitativo se aplica en un momento posterior al análisis de riesgos mediante técnicas cualitativas, entre las metodologías cuantitativas más utilizadas se encuentran:

- **Análisis de Sensibilidad:** Permite evaluar el grado en que variaciones en las variables o elementos que presentan mayor incertidumbre afectan al resultado global de los objetivos del proyecto, manteniéndose las demás variables constantes. La base de esta metodología radica en identificar los posibles escenarios de incertidumbre que se pueden presentar.

Una representación típica es el diagrama de tornado, que permite hacer un comparativo de la importancia y el impacto relativos de las variables con

a ser denominadas como los hechos estilizados de los rendimientos financieros, los cuales se desarrollan a continuación:

#### **2.2.5.1. Clusters de volatilidad**

Es necesario remarcar la existencia de dos conceptos importantes de volatilidad: una volatilidad no condicional, la cual refleja la volatilidad en el período completo de estudio y una volatilidad condicional que refleja la volatilidad en un momento puntual de tiempo. La volatilidad no condicional es denotada como  $\sigma$  y la volatilidad condicional como  $\sigma_t$ .

Al observar la volatilidad en las series de rendimientos financieros se puede evidenciar que esta varía en el tiempo. Radivojevic y Cvjetkovic (2016) señalan que muchos estudios empíricos han mostrado que las series de rendimientos presentan grados de autocorrelación y heterocedasticidad significativos, además, este comportamiento se presenta en forma cíclica, permitiendo así predecir la volatilidad de forma parcial, lo cual es llamado como Cluster de Volatilidad. Lo importante de este hecho es que al definir la volatilidad de estas series facilita la toma de decisiones en materia de administración de riesgos, decisiones de inversión, entre otras.

Una de las metodologías para detectar los clusters de volatilidad en las series es a través de la función de autocorrelación, la cual mide como los rendimientos de un día se relacionan con los de días anteriores, si dichas correlaciones son significativas, se tiene un indicio fuerte del fenómeno de interés. Se tiende a realizar el estudio tanto en la serie de rendimientos como en la de rendimientos al cuadrado. Otra opción es a partir de tests de autocorrelación simple, entre los que figuran el test de Box-pierce y L-JunBox.

#### **2.2.5.2. No normalidad y colas pesadas**

Radivojevic y Cvjetkovic (2016) exponen que las series de rendimientos se caracterizan por presentar distribuciones leptocúrticas. Esto difiere de las características mesocúrticas que presentan las distribuciones normales. Por otro lado, tiende a observarse una gran acumulación de las probabilidades en las colas de la distribución, lo cual es definido bajo el término de colas pesadas. Esto implica



función de retornos esperados:

$$\int_{-\infty}^{E[r]-VaR} r(s)ds = \alpha$$

Usualmente, se asume que el valor esperado de los retornos es cero,  $E[r] = 0$ , con lo cual la expresión se transforma a:

$$\int_{-\infty}^{-VaR} r(s)ds = \alpha$$

Una representación alternativa y con mayor aceptación consiste en estimar el VaR a través de la siguiente expresión:

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

Donde:

- $\alpha$  representa el factor que define el área de pérdida de los retornos.
- $\sigma^2$  representa la varianza de los retornos.
- $\Delta t$  representa el horizonte de tiempo para el cual se calculará el factor de riesgo VaR.

A pesar de las ventajas que brinda, el VaR debe ser visto como un procedimiento necesario más no suficiente para el control de riesgos. Lo ideal es que el mismo sea complementado con el establecimiento de límites y controles característicos de una eficiente administración de riesgos. Su popularidad vino como consecuencia de la enmienda de 1995 al Acuerdo de Basilea, mediante el cual se alentó a los bancos y otras instituciones autorizadas a utilizar modelos para pronosticar el VaR diario.

Las últimas décadas han sido testigo del crecimiento de la literatura académica y profesional destinada a comparar los enfoques de modelos alternativos para determinar la medición del VaR. Básicamente las diferentes metodologías de su cálculo pueden ser clasificadas en tres grandes tipos: métodos que suponen una distribución de los datos o métodos paramétricos, métodos basados en la historia que no suponen ninguna distribución o no paramétricos y métodos que combinan ambas metodologías o semi-paramétricos.



Debido a que el Valor en Riesgo constituye un cálculo estadístico de las pérdidas potenciales de una cartera, independientemente de cuál sea el método a utilizar para su estimación, es necesario resaltar la importancia de escoger los dos parámetros para los cálculos:

- El horizonte de tiempo ( $t$ )
- El nivel de confianza  $(1\alpha)\%$

#### **2.2.6.2. VaR para distribuciones paramétricas**

Los métodos paramétricos implican la suposición de una distribución que sigue el comportamiento de los rendimientos.

En una estimación del VaR a través de un modelo paramétrico, Hendricks (1996) estableció que el supuesto dual entre normalidad e independencia de la serie de datos con el que se mide la volatilidad crea facilidad de uso por dos razones. Primero, la normalidad simplifica los cálculos de valor en riesgo porque requiere solo la estimación de la desviación estándar para medir los cambios de valor de un portafolio durante el período en el que se mantengan las posiciones en los instrumentos financieros que lo conforman. Segundo, la independencia de los datos históricos de la serie supone que un movimiento diario en el precio no afectará estimaciones de movimientos del precio en cualquier otro día. Por consiguiente, con las dos asunciones anteriores, se podrían obtener las medidas de valor en riesgo para cualquier periodo de tenencia, multiplicando la desviación estándar diaria por la raíz cuadrada del número de días del período a analizar.

La conclusión a la que se llega con la utilización de los métodos paramétricos es que su implementación resulta sencilla por requerir únicamente los valores de mercado y la exposición de las posiciones actuales. En múltiples situaciones, estos métodos proporcionan una adecuada medición del riesgo de mercado, además no es muy propenso al riesgo ocasionado por supuestos o cálculos defectuosos, haciendo su entendimiento bastante sencillo.

#### **2.2.6.3. VaR para el enfoque no paramétrico**

A diferencia de los modelos paramétricos, los no paramétricos no suponen una distribución para los rendimientos. Por el contrario, emplean la información histó-

rica para determinar de forma empírica la distribución, sin necesidad de conocer los parámetros.

Este tipo de metodologías poseen un alto grado intuitivo y no tiene problemas de error en la especificación del modelo observacional debido a que el mismo no se especifica. Aunque a la metodología se le intuye robustez ante la aparición de observaciones de rendimientos atípicos, en términos estadísticos las técnicas no paramétricas suelen ser menos potentes que las paramétricas.

Se formalizan algunas críticas relacionadas a este tipo de metodología, entre ellas:

- La asunción de que el pasado representa el futuro inmediato, es decir, se supone que la distribución es estacionaria.
- La alta sensibilidad de los resultados con respecto a la longitud del horizonte de tiempo.
- Los problemas asociados a la obtención de datos históricos consistentes.

#### **2.2.6.4. Verificación del VaR**

En ocasiones las estimaciones del VaR no deberían ser tomadas como garantía absoluta, ya que son afectadas por el error de estimación, el cual es la variabilidad natural de muestreo ocasionada por el tamaño limitado de la muestra. Este caso se da, por ejemplo, cuando los parámetros relevantes son estimados a partir de una serie histórica de observaciones.

Para la validación del modelo, los reguladores bancarios y los usuarios del modelo deben tener cuidado con el efecto del error de estimación. Dado que el VaR es reportado solo en un nivel de confianza específico, se espera que la cifra sea excedida en algunos casos, por ejemplo en el 5 % de las observaciones en un nivel de confianza del 95 %, sin embargo, podría ocurrir un porcentaje mayor que implicaría la revisión del modelo.

Cuando la distribución subyacente es normal, la distribución exacta de la media muestral y la varianza son conocidas. La media estimada  $\hat{\mu}$ , está normalmente



distribuida alrededor de la media verdadera. Para este caso, a medida que se incrementa el tamaño de la muestra, crece también la precisión de la estimación.

#### **2.2.7. Backtesting**

El VaR es únicamente tan bueno como lo sea su backtest. Cuando alguien me muestra una estimación VaR, no pregunto cómo fue calculado, solicito ver el backtesting (Brown, 2008).

El término Backtesting hace referencia a una técnica estadística que permite simular un modelo o estrategia a partir de datos pasados y así validar el ajuste de una metodología de cálculo. En el cálculo del Valor en Riesgo el Backtesting es utilizado para comparar las estimaciones del VaR con las ganancias y pérdidas reales realizadas al final del horizonte temporal especificado de forma tal de evaluar si la metodología empleada presenta la cobertura deseada.

Existen distintos tipos de pruebas de Backtesting que difieren en cuanto a la cobertura de su evaluación. Los procesos de Backtesting que examinan estadísticamente si la frecuencia de fallos o excepciones en algún intervalo de tiempo específico coincide con el nivel de confianza seleccionado, se conocen como pruebas de cobertura incondicional. Por otra parte, las pruebas de cobertura condicional no solo examinan la cantidad de fallos, sino que también evalúan la distribución de los mismos; es decir, si los mismos ocurren de forma independiente entre sí.

Dos de las pruebas utilizadas con mayor frecuencia para determinar el ajuste de las distintas metodologías de cálculo del VaR son la prueba de Kupiec y de Christoffersen.

##### **2.2.7.1. Test de Kupiec**

Kupiec (1995) establece que la manera más intuitiva para comprobar la bondad del modelo propuesto es examinando cuál es el número de períodos de la muestra en los que se evidencia una pérdida superior a la predicción del modelo, es decir, superior al VaR. Dicho número, en promedio debería ser igual al nivel de significación para que la metodología pueda aceptar la hipótesis nula de cobertura incondicional.



Para comprobar lo anterior, Kupiec desarrolló la prueba conocida como POF (proporción de fallas por sus siglas en inglés), la cuál, mide si el número de excepciones o fallas presentadas es consistente con el nivel de confianza. La única información requerida para implementar la prueba POF es el número de observaciones (T), el número de excepciones (X), y el nivel de confianza ( $\alpha$ ).

El primer paso es calcular la proporción de fallos o excepciones ( $\hat{p}$ ) para cada una de las estimaciones calculadas con el fin de evaluar la hipótesis nula de cobertura incondicional correcta ( $\hat{p} = a$ ); donde  $\hat{p} = \frac{X}{T}$ .

El objetivo es averiguar si el número de fallos o excepciones observadas ( $\hat{p}$ ) es significativamente diferente al número de fallos o excepciones establecido por el nivel de confianza. Para ello, siguiendo a , la prueba POF se realiza de una forma más efectiva mediante un contraste estadístico que viene dado por:

$$LR_{uc} = 2 \ln \left[ \left(1 - \frac{N}{T}\right)^{T-N} \left(\frac{N}{T}\right)^N \right] - 2 \ln [(1 - p)^{T-N} p^N]$$

Donde:

- N representa el número de excesos en la muestra con respecto al VaR
- T representa el tamaño de la muestra
- P es el nivel de significación

De acuerdo con lo anterior, una vez evaluado el número de fallos reales con respecto a los estimados bajo el nivel de significación utilizado, se presentarán 3 posibles escenarios:

- El primero, cuando el número de fallos es menor a los estimados por el nivel de confianza deseado. En este caso se estaría en presencia de una sobrestimación del riesgo.
- Un segundo escenario en el cual el número de fallos es mayor a los estimados por el nivel de confianza deseado. En este caso se estaría en presencia de una subestimación del riesgo.

- Por último, el escenario ideal estaría definido por aquel en el cual el número de fallos coincide con los estimados por el nivel de confianza deseado, lo que indicaría que el modelo ofrece una cobertura igual a la esperada.

A pesar de su facilidad de ejecución y análisis, existen amplias críticas en torno a los tests de cobertura incondicional debido a que se centran únicamente en evaluar el número de fallos sin tomar en consideración la forma en la que éstos se distribuyen a lo largo del tiempo. Teóricamente, un modelo de VaR eficiente no solo produce la cantidad exacta de fallos, sino también los distribuye uniformemente a lo largo del tiempo. Por ello, se han desarrollado múltiples pruebas de cobertura condicional, cuyo objetivo es comprobar si existe algún tipo de relación entre los fallidos o si por el contrario, son independientes entre sí.

#### 2.2.7.2. Test de Christoffersen

El test de Christoffersen introduce la hipótesis de independencia, mediante la cual pretende determinar si cada fallo o violación respecto al VaR estimado es independiente de las fallas anteriores. Se centra en examinar si la probabilidad de que suceda una excepción en un determinado día está relacionada con los resultados del día anterior.

Se desea que los fallos ocurran de forma independiente unos de otros. De hecho, los modelos ineficientes, tienden a producir secuencias de fallos consecutivas, por lo que es necesario determinar el momento de ocurrencia de los mismos. Para evaluar en un primer momento la distribución de dichos fallos, se presenta un cuadro que describe cada una de las metodologías mediante el formato  $N_{ij}$ , donde:

- $N_{ij}$  establece el número de ocurrencias en las cuales se pasa de un estado  $i$  al estado  $j$ .  $\forall i, j = 0, 1$ . Donde el valor 0 se corresponde a lo no ocurrencia de una violación de la estimación y el valor 1 representa la ocurrencia de una violación

Por lo tanto:

- $N_{00}$  indica que no existe violación consecutiva del VaR en los períodos  $t$  y  $t-1$ .
- $N_{10}$  indica que no hay violación del VaR en el período  $t$  pero si hubo en el período  $t-1$



- $N_{01}$  indica que hay violación del VaR en el período  $t$  pero no hubo en el período  $t-1$
- $N_{11}$  indica que existe una violación consecutiva del VaR en el periodo  $t-1$  y  $t$ .

### 2.2.8. Riskmetrics

RiskMetrics es una metodología que contiene un conjunto de técnicas y datos utilizados para calcular el valor en riesgo (VaR) de una cartera de inversiones. El documento técnico que describe la metodología fue publicado en 1994 por JP Morgan. Posteriormente, en 1996 JP Morgan y Reuters se unieron para mejorar la metodología y hacer que los datos estuviesen ampliamente disponibles para los profesionales y el público en general.

El objetivo de RiskMetrics es promover y mejorar la transparencia de los riesgos del mercado, creando un punto de referencia para medir el riesgo y brindar asesoramiento a los clientes sobre la administración de los mismos. La metodología RiskMetrics para calcular el VaR supone que los rendimientos de una cartera de inversión siguen una distribución normal.

El sistema Riskmetrics adopta un enfoque pragmático para modelar el riesgo. Las varianzas son modeladas utilizando un pronóstico exponencial. Formalmente, el pronóstico para el periodo  $t$  es un promedio ponderado del pronóstico previo, utilizando la ponderación  $(1 - \lambda)$ . Aquí, el parámetro  $\lambda$  es llamado factor de caída o deterioro y debe ser menor que la unidad. (Morgan/Reuters, 1996)

El modelo exponencial es particularmente fácil de implementar debido a que posee un solo parámetro. Por lo tanto, es más robusto para el error de estimación que otros modelos. El único parámetro de este modelo, el factor de caída  $\lambda$ , puede encontrarse maximizando la función de máxima verosímil. Desde el punto de vista operacional, sería mortal realizar esta tarea a diario para más de 450 series en la base de datos del Riskmetrics. El factor de caída puede variar no solo entre las series sino también con el tiempo, perdiendo por lo tanto consistencia en diferentes periodos. Además, valores diferentes de  $\lambda$  crean incompatibilidad para los términos de covarianza y pueden conducir a coeficientes de correlaciones mayores a la unidad. En la práctica, Riskmetrics utiliza solo un factor de caída

para todas las series, el cual se fija en 0.94 para datos diarios, esto lo determina JP Morgan a partir del criterio de la media cuadrática de los errores, estudiado a través de la simulación de la metodología para distintos niveles de factor de caída ( $\lambda$ ).<sup>1</sup>

La metodología emplea una mejora de los procesos de medias móviles al aplicar un proceso exponencialmente suavizado de medias móviles (EWMA) sobre la volatilidad de la serie de rendimientos; con el fin de asignar un mayor peso a las observaciones más recientes. Estableciendo así un promedio ponderado de la forma:

$$\sigma_t^2 = \sum_{i=1}^T \alpha_i r_{t-i}^2$$

donde:

- $\sigma_t^2$  es la varianza en el período t.
- T es el número de observaciones de la serie de rendimientos.
- $\alpha_i$  es la ponderación para  $i = 1, 2, \dots, T$ . Considerando  $\alpha_i \rightarrow 0$  si  $i \rightarrow T$  y  $\sum_{i=1}^T \alpha_i = 1$
- $r_t^2$  es el rendimiento al cuadrado en el período t.

Además, se asume que las ponderaciones ( $\alpha_i$ ) decaen exponencialmente a tasa constante:  $\alpha_{i+1}/\alpha_i = \lambda$  donde  $0 < \lambda < 1$ .

Por lo que se deriva:

$$\sigma_t^2 \approx (1 - \lambda) \sum_{i=1}^T \lambda^{i-1} r_{t-i}^2$$

Al rezagar un período y multiplicar por el factor  $\lambda$ :

$$\lambda \sigma_{t-1}^2 \approx (1 - \lambda) \sum_{i=1}^T \lambda^i r_{t-i}^2$$

Restando ambas expresiones:

$$\sigma_t^2 \approx \lambda \sigma_{t-1}^2 - 1 + (1 - \lambda)(r_t - 1)^2$$

---

<sup>1</sup>Para mayor detalle remitirse a Morgan/Reuters (1996)



Obteniéndose la expresión que permite estimar la volatilidad de la serie de rendimientos.

### 2.2.9. Modelos Autorregresivos de Heterocedasticidad Condicional (ARCH)

Previamente fue expuesto que las series de rendimientos financieros no reflejan volatilidad de forma explícita. Además, la presencia de clusters de volatilidad se debe a la correlación serial de los mismos rendimientos. Tsay (2005) define este fenómeno como el efecto ARCH, el cual es contrastado con la prueba de Ljung-Box. Ante esto, Engle en 1982 propone una serie de modelos para representar de forma sistemática la volatilidad en las series, esta gama de modelos es denominada como los modelos ARCH.

Definiendo un modelo para la media, que en muchos casos se asume uno del tipo ARMA(p,q):

$$r_t = \mu + \sum_{i=1}^p \phi_i r_{t-i} + a_t - \sum_{i=1}^q \theta_i a_{t-i}$$

Donde:

- $r_t$  representa el rendimiento en el período t.
- $\mu$  representa el nivel del proceso, no necesariamente la media.
- $\phi_i$  es el parámetro para el componente autoregresivo (AR) para el rezago iésimo.
- $\theta_i$  es el parámetro para el componente autoregresivo (MA) para el rezago iésimo.
- $\{a_{t-i}\}_{i=0}^q$  es un proceso de innovaciones independientes e idénticamente distribuidas (IID)

La volatilidad es capturada a través del modelo ARCH(m) suponiendo que:

$$a_t = \sigma_t \epsilon_t, \quad \sigma_t^2 = \omega + \sum_{i=1}^m \alpha_i r_{t-i}^2$$

Donde:

- $\{\epsilon_t\}$  es una secuencia de variables aleatorias independientes e idénticamente distribuidas (IID), con media 0 y varianza 1.

- $\sigma_t$  es la volatilidad de la serie.

A nivel práctico,  $\epsilon - t$  se asume que sigue una distribución normal estándar, una distribución t de student estandarizada o una distribución generalizada de errores.

#### 2.2.9.1. Restricción de los parámetros

Danielsson (2011) establece que existen dos restricciones principales para los modelos ARCH:

1. Para asegurar pronósticos positivos de volatilidad:

$$\alpha_i, \omega > 0 \geq 0 \forall i = 1, \dots, m$$

2. Para asegurar estacionariedad en la covarianza con el fin de presentar volatilidad no condicional:

$$\sum_{i=1}^m \alpha_i < 1$$

#### 2.2.9.2. Debilidades de los modelos ARCH

Siguiendo el razonamiento de Tsay (2005):

1. El modelo asume que los choques o innovaciones positivas y negativas tienen los mismos efectos sobre la volatilidad debido a que depende del cuadrado de los choques previos. En la práctica es bien conocido que diversos activos financieros reaccionan diferente a las perturbaciones positivas y negativas en el mercado.
2. Son altamente restrictivos, por ejemplo, para un modelo ARCH(1) el parámetro debe estar entre 0 y  $\frac{1}{3}$  para que la serie tenga un cuarto momento finito. A nivel práctico, estas restricciones se vuelven más complicadas para modelos ARCH de mayores órdenes, limitando así la capacidad de este para capturar los excesos de cúrtosis empleando innovaciones gaussianas.
3. Los modelos ARCH no aportan nuevos conocimientos para la comprensión de los orígenes de las variaciones de las series de tiempo financieras. Simplemente, representan el comportamiento de la varianza condicional.
4. Los modelos ARCH tienden a sobrestimar la volatilidad porque tardan en responder a shocks importantes y aislado, dentro de la serie de retornos.



### 2.2.9.3. Modelos Generalizados Autorregresivos de Heterocedasticidad Condicional (GARCH)

Danielsson (2011) expone uno de los principales problemas que conciernen al modelado a través de procesos ARCH: rezagos largos necesitan capturar el impacto de la serie histórica de retornos sobre la volatilidad actual. Para ello, Bollerslev en 1996 propone una extensión conocida como los modelos generalizados (GARCH), entonces se plantea que:  $a_t$  sigue un proceso GARCH(m,s):

$$\sigma_t^2 = \omega + \sum_{i=1}^m \alpha_i r_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^s \beta_j \sigma_{t-j}^2$$

La versión más utilizada es el modelo GARCH (1,1):

$$\sigma_t^2 = \omega + \alpha r_{t-1}^2 + \beta \sigma_{t-1}^2$$

Presentando las siguientes restricciones:

1. Para asegurar los pronósticos positivos de volatilidad  $\omega, \alpha, \beta > 0$
2. Para asegurar la estacionaridad de la covarianza  $\alpha + \beta < 1$

$\{z_t\}$  representa una serie de residuos estandarizados derivados de el modelo GARCH, la cual es obtenida como sigue:

$$z_t = \frac{a_t}{\sigma_t}$$

Dicha serie es ampliamente utilizada, entre sus principales funciones a nivel práctico permiten el contraste entre diferentes modelos GARCH, así como aseguran las condiciones de independencia e idéntica distribución (IDD) para ajustar series de tiempo a diversos modelos como es el caso de la Teoría de Valor Extremo.

### 2.2.10. Teoría del Valor Extremo

Formalmente, la Teoría del Valor Extremo es una rama de la estadística que estudia las desviaciones de la media de las distribuciones de probabilidad. El objetivo de su análisis es evaluar dada una muestra de una variable aleatoria, la probabilidad de eventos o valores más extremos que los observados previamente.

Existe fuerte evidencia que sugiere que algunas series de precios no se comportan como una distribución normal tal como suponen las distribuciones paramétricas. La gran diferencia entre la distribución normal y la distribución real de las series financieras es el fenómeno de colas pesadas (asimetría). El segundo problema de este método tradicional es que utiliza todas las observaciones de la serie financiera, por lo que la distribución estimada se ajusta bien a las observaciones centrales pero deja a un lado las observaciones extremas por ser poco comunes.

Sin embargo, son estas observaciones extremas (colas pesadas) las que realmente son de interés en la medición del VaR, ya que precisamente pretende capturar el comportamiento del rendimiento del portafolio en la cola izquierda. Con colas pesadas, un modelo basado en la aproximación normal subestima la proporción de datos extremos y por tanto, el verdadero valor del riesgo (Jorion, 1999).

La Teoría de Valores Extremos proporciona una metodología que se puede usar para hacer las inferencias estadísticas en las colas de la distribución. Autores como Neftci (2000) afirman que esta teoría posee algunas ventajas en comparación con los métodos que utilizan un enfoque paramétrico.

En diversas aplicaciones es de interés enfocar el modelado en los extremos de las distribuciones. Esto acarrea algunas ventajas, ya que permite obviar los efectos de la totalidad de la distribución en las estimaciones. Existe una amplia gama de modelos teóricos para las distribuciones de rendimientos, esto es simplificado con la aplicación de la Teoría del Valor Extremo, debido a que esta define tres tipos de distribuciones de colas dependiendo de la naturaleza de los datos.

Ahora bien, considerando  $\{X_i\}_{i=1}^T$ , un conjunto de variables aleatorias independientes e idénticamente distribuidas (IID) con función de distribución:

$$F(x) = P[X_i \leq x] \quad \forall i$$

Se estima el comportamiento de las colas a partir de el máximo y mínimo de la distribución:



$$M_T = \max\{X_1, X_2, \dots, X_T\} \quad m_T = \min\{X_1, X_2, \dots, X_T\}$$

Estas son variables aleatorias que dependen del tamaño (T) de la muestra y corresponden a los estadísticos de orden T (referencia a la cola superior) y 1 respectivamente (referencia a la cola inferior), sin embargo las conclusiones obtenidas para  $M_T$  son extendibles al caso de  $m_T$ . Para un  $T \rightarrow \infty$ , las estimaciones de los estadísticos no se pueden basar en la distribución empírica. Para este caso se considera el siguiente teorema de Fisher-Tippett y Gnedenko (Melo y Becerra, 2005):

Sea  $\{X_i\}$  una secuencia de variables aleatorias independientes e idénticamente distribuidas (IID), si  $\exists \quad a_T \quad y \quad b_T$  tal que para  $T \rightarrow \infty$  entonces:

$$\lim_{T \rightarrow \infty} P\left(\frac{M_T - a_T}{b_T} \leq x\right) = \lim_{T \rightarrow \infty} P(M_T \leq xb_T + a_T) = G(x)$$

Siendo  $a_T, b_T > 0$  y definidos como:  $a_T = TE[X]$  y  $b_T = \sqrt{Var(X)}$ . Además, la función G es una función de distribución no degenerada, es decir, la densidad de probabilidades no se concentra en un solo punto del espacio muestral. Esta función limitante se define como la distribución generalizada del valor extremo:

$$G_\gamma(x) = \begin{cases} \frac{1}{\alpha} \left[1 + \frac{\gamma(X-\beta)}{\alpha}\right]^{-(1+\gamma)/\gamma} \exp\left[-\left(1 + \frac{\gamma(X-\beta)}{\alpha}\right)^{-1/\gamma}\right] & \gamma \neq 0, \\ \frac{1}{\alpha} \exp\left[-\frac{X-\beta}{\alpha} - \exp\left(\frac{X-\beta}{\alpha}\right)\right] & \gamma = 0, \end{cases}$$

Donde:

- $\gamma$  es el parámetro de forma, el cual depende del tamaño de los grupos
- $\alpha > 0$  representa el parámetro de escala
- $\beta$  es el parámetro de locación
- $1 + \gamma(X - \beta)/\alpha > 0$  si  $\gamma \neq 0$

Se derivan de este resultado las tres posibles distribuciones de valor extremo:

1. Si  $\gamma = 0$  se denomina distribución de Gumbel. Presenta colas delgadas que presentan un truncamiento.
2. Si  $\gamma > 0$  se denomina distribución de Fréchet. Presenta colas con forma exponencial.



3. Si  $\gamma < 0$  se denomina distribución de Weibull. Presenta colas pesadas.

Como fue discutido anteriormente, el fenómeno de colas pesadas es identificable en las series de tiempo financieras, y en la aplicación de la Teoría de Valor Extremo, Danielsson (2011) indica que se puede verificar la siguiente propiedad para la cola superior:

$$\lim_{t \rightarrow \infty} \frac{1 - F(xt)}{1 - F(t)} = x^{-\hat{\alpha}} \quad \hat{\alpha}, x > 0$$

Donde  $\hat{\alpha} = 1/\gamma$  es el índice de la cola, siendo este resultado relevante ya que, las colas poseen una forma general, sin importar la distribución de la serie y solo depende de un parámetro ( $\hat{\alpha}$ ).

Ahora bien, se supone la existencia de un umbral ( $u$ ) que define la frontera de inicio de la cola de la distribución. Se tiene que para  $\{X_i\}_{i=1}^T$ , una serie de variables aleatorias independientes e idénticamente distribuidas (IID) con función  $F$ , se define:

$$F_u(y) = P(X \leq u + y | X > u) = \frac{F(u + y) - F(u)}{1 - F(u)}, \quad y > 0$$

Como la distribución de los excedentes de la variable  $X$  sobre el umbral. Sea a su vez,  $X_F$  el final de la cola superior de  $F$ . Entonces, si el límite establecido para el estadístico de orden  $T$  existe, hay constantes  $\gamma, \beta \in R$  de tal forma:

$$\lim_{u \rightarrow X_F} \sup_{u < X < X_F} |F_u(x) - G_{\gamma, \beta}(x - u)| = 0,$$

Donde,

$$G_{\gamma, \beta}(y) = 1 - \left(1 + \gamma \frac{y}{\beta}\right)^{-1/\gamma}$$

Es conocida como la Distribución Generalizada de Pareto.

Sin embargo, la aplicación implica diversas dificultades. En primera instancia, requiere de suficiente cantidad de observaciones para estimar adecuadamente la distribución de los valores extremos. Por otro lado, la estimación de los parámetros es complicada como el establecer el umbral ( $u$ ).

Melo y Becerra (2005) señala que una de las principales discusiones dentro de la literatura que abarca la Teoría de Valor Extremo es la determinación de dicho

umbral ( $u$ ). Se han establecido variedad de técnicas y reglas empíricas para su elección. El principal método es el empleo del estimador de Hill que se define de la siguiente manera:

$$\hat{\alpha}^H = \frac{1}{k} \sum_{i=0}^k \ln \frac{X_{(i)}}{X_{(k)}}$$

donde:

- $\hat{\alpha}^H = \gamma^{-1}$
- $k$  representa el número de observaciones que superan el umbral ( $u$ ) establecido.
- $X_{(i)}$  el estadístico de orden  $i$ -ésimo con  $i = 1, 2, 3, \dots k$ .

La selección del umbral se realiza a partir de la representación gráfica del estimador, dada su variación frente a diferentes niveles de umbral establecido.

#### 2.2.11. Simulación Histórica

Esta técnica parte del supuesto de que cualquier escenario pasado podría ser un escenario futuro. Por tanto, a partir de una serie histórica de rendimientos se construye una serie de tiempo simulada de la cual se obtiene un vector de ganancias y pérdidas hipotéticas del portafolio inicial. A partir de estos valores finales se determina el percentil asociado al intervalo de confianza deseado y finalmente se halla el VaR para el conjunto de activos seleccionados.

Para formalizar el concepto anterior se puede utilizar la siguiente notación: (Campos, 2002)

$$L_t = \sum_{i=1}^k V_k R_{kt}$$

Donde:

- $L_t$  refleja las variaciones en el valor de un activo financiero ( $k_i$ ),
- $R_t$  refleja la serie de rendimientos históricos, ordenados de mayor a menor.

De esta manera se puede hallar la  $L_t$  mínima que corresponde al VaR del activo, utilizando un nivel de confianza (95 % o 99 %, según sea el caso).

En términos sencillos, el método de Simulación Histórica permite determinar la máxima pérdida a la que podría verse sometida una cartera, en caso de que se repita el escenario más desfavorable que haya tenido lugar en la historia de datos estudiada.

Dos de los supuestos de esta metodología son:

- La volatilidad del mercado en el futuro inmediato es esencialmente igual que en el reciente pasado. Lo más probable es que distribuciones pasadas de cambios en los factores de riesgo del mercado mantendrán su forma en el futuro cercano.
- Las distribuciones históricas pueden usarse como predictoras de la distribución de probabilidad en el futuro.

Los acercamientos mediante este enfoque no trabajan con los supuestos de normalidad e independencia entre la serie de datos históricos, razón por la cual se usan períodos de observación más largos. De este modo, no es necesario recurrir a la medición de desviaciones estándar, medias y correlaciones. Esta metodología supone que dichos comportamientos ya están incorporados en los datos históricos, evitando así cualquier riesgo de modelo.



## CAPÍTULO 3

### MARCO METODOLÓGICO

En el presente capítulo se plantea la metodología utilizada con la finalidad de comprobar la hipótesis planteada, igualmente se establece el tipo de investigación que se llevó a cabo, la población y la muestra utilizada, la fuente de procedencia de las variables del modelo y alguna características sobre su método de cálculo.

#### 3.1. Tipo de Investigación

Existen diversos enfoques para catalogar los estudios en tipologías determinadas, pero primero se empleará como referencia el establecido por Sampieri y Fernandez (1991). Para este caso se considera la clasificación holística del nivel de investigación planteada por Hurtado (2015). La autora expone varias categorías: Exploratoria, descriptiva, analítica, comparativa, explicativa, predictiva, proyectiva, interactiva, confirmatoria y evaluativa.

Esta investigación presenta dos niveles metodológicos. En primera instancia se realizó mediante un enfoque comparativo, esto se debe a que se tomaron como referencia varias metodologías para el cálculo del Valor en Riesgo y se compararon los resultados de cada una de ellas como herramienta para la medición del riesgo en los mercados bursátiles de Sudamérica a través de una prueba de Backtesting. En segundo lugar, después de realizar dicha comparación se apuntó a un nivel del tipo confirmatorio con el fin de verificar la hipótesis planteada a partir de las conclusiones alcanzadas en el estudio comparativo.

#### 3.2. Diseño de Investigación

Sampieri y Fernandez(idem) explica que el diseño de la investigación consiste en el conjunto de técnicas y pasos a seguir para analizar y dar respuesta a la

pregunta de investigación, con la finalidad de obtener resultados de los cuales se podrán extraer conclusiones. Principalmente, la investigación tuvo un diseño del tipo documental ya que se buscaron los datos procedentes de los mercados bursátiles de países sudamericanos a través de fuentes públicas y no se requirió ningún levantamiento de información adicional.

Por otro lado, tuvo un diseño del tipo transeccional contemporáneo debido a que los Valores en Riesgo fueron calculados para el momento específico en que se realizó el estudio. Además, el diseño tuvo un enfoque univariable, ya que se enfocó en un solo evento como lo fue el nivel de riesgo existente en los mercados bursátiles estudiados.

### **3.3. Población y Muestra**

Sampieri y Fernandez (ídem) define a la población como el conjunto de sucesos que se corresponden a un conjunto de especificaciones, es decir, el conjunto de elementos que serán estudiados y sujetos a medición. Por otro lado, explica que una muestra es considerada un subconjunto de la población, la cual es seleccionada por fines prácticos y económicos.

El universo de estudio está representado por las diversas empresas que cotizan en las bolsas de los mercados bursátiles sudamericanos. La muestra, por su parte, la constituyen las compañías estipuladas en el cálculo de los índices bursátiles: Merval (Argentina), Bovespa (Brasil), Colcap (Colombia), Igpa (Chile) y SP Lima (Perú).

#### **3.3.0.1. Tipo de muestreo**

El muestreo es definido por Sampieri y Fernandez (ídem) como el proceso de selección, aleatoria o no, de una muestra representativa, la cual reduzca el sesgo de la investigación, y sea posible de ser estudiada por los investigadores. Puede darse el caso de que la muestra pueda ser considerada como la población en su totalidad, lo que daría paso de un muestreo, a un censo poblacional.

En este caso, se realizó un muestreo no probabilístico, ya que fueron seleccionados los elementos de la muestra por su nivel de representatividad en los



mercados emergentes sudamericanos; por ende, la totalidad de las acciones de los mercados no fueron equiprobables en su elección.

### **3.4. Variables a Estudiar**

Dados los planteamientos previos, queda explícito que se abordaron dos variables relacionadas causalmente. En primera instancia, la variable independiente en el estudio se ve determinada por el tipo de metodología empleada para el cálculo del VaR como estimador de riesgo en los mercados bursátiles de sudamérica. Por otro lado, la variable dependiente viene dada por el nivel de ajuste del modelo, el cual, será estimado a partir de técnicas de Backtesting. La causalidad se observa debido a que una variación en la metodología, sea la misma, paramétrica, semi-paramétrica o no paramétrica, claramente y fundamentado en los antecedentes de esta investigación, presenta variaciones o diferencias en sus niveles de adecuación a las realidades estudiadas, principalmente a lo que atañe a esta investigación.

Sin embargo, el enfoque de este estudio estuvo dirigido a la comparación de los resultados en la variable dependiente, dados los cambios entre las metodologías de cálculo de VaR: Riskmetrics, planteado por JP Morgan (paramétrico), Simulación Histórica (no paramétrico) y Teoría de Valor Extremo (semi-paramétrico).

### **3.5. Fuentes de Información**

La ejecución de la presente investigación requirió varias series de tiempo de los valores de los índices bursátiles seleccionados en la muestra: Merval (Argentina), Bovespa (Brasil), Colcap (Colombia), y S&P Lima (Perú). Para ello, se consultaron los registros almacenados y actualizados de la plataforma de información financiera Eikon brindada por Thomson Reuters.

### **3.6. Metodología**

Como se explicó previamente, se obtuvieron en primer lugar los datos correspondientes a los valores de los índices bursátiles anteriormente expuestos. A partir de allí, se procedió a calcular los rendimientos logarítmicos de los mismos, de la siguiente manera:

$$r_t = \ln \left( \frac{P_t}{P_{t-1}} \right)$$



### 3.6.1. Estacionariedad

Se requirió realizar la estimación de un modelo de series de tiempo, por lo que, considerando la metodología Box-Jenkins se procedió a confirmar la estacionariedad de las series de rendimientos. Esto se debe a que es el supuesto principal de dicha metodología.

En primera instancia se calcularon y observaron los gráficos de las funciones de autocorrelación simple y parcial. A través de la inspección gráfica se obtuvieron las primeras evidencias de presencia o no de estacionariedad. Posteriormente, para verificar los resultados, se realizó el contraste de raíz unitaria de Dickey-Fuller Aumentado<sup>1</sup> para confirmar la hipótesis de presencia o no de raíz unitaria, lo cual se traduce como confirmación de estacionariedad en la serie.

### 3.6.2. Hechos Estilizados

Una vez obtenidos los rendimientos logarítmicos y confirmada la estacionariedad de sus series respectivas, se procedió a comprobar que los mismos cumplieran los hechos estilizados: clusters de volatilidad y colas pesadas.

#### ■ Clusters de Volatilidad

Se calcularon las funciones de autocorrelación simple y parcial<sup>2</sup> para los cuadrados de los rendimientos de cada índice para realizar una inspección gráfica. De denotarse autocorrelaciones concentradas por grupos de rezagos, se afirmaban los primeros indicios del hecho estilizado.

Se realizó la prueba de Ljung Box<sup>3</sup> para confirmar la autocorrelación serial de los rendimientos aplicando el test a la serie de rendimientos al cuadrado; con el fin de contrastar bajo la hipótesis nula que la serie de tiempo no está autocorrelacionada.

#### ■ Colas pesadas

Se realizó una primera inspección gráfica al comparar el gráfico de la distribución empírica de los rendimientos frente a la curva normal. Seguidamente, se procedió a la realización de los tests estadísticos: de normalidad Jarque

---

<sup>1</sup>Véase Anexo A para detalles del contraste

<sup>2</sup>Véase Apéndice A para teoría relacionada

<sup>3</sup>Véase Anexo A para detalles del test

- Bera<sup>4</sup> y de bondad del ajuste de Kolmogorov-Smirnov<sup>5</sup> con la finalidad de determinar la no normalidad de las series de tiempo, asumiendo la hipótesis nula de normalidad.

Por otro lado, se realizó la gráfica de los cuartiles ajustados a la distribución normal para corroborar los resultados del test de Jarque - Bera con un soporte gráfico.

Una vez obtenidos los rendimientos logarítmicos y verificados los hechos estilizados, se estimó la volatilidad de los rendimientos de los mercados bursátiles sudamericanos seleccionados a través de las metodologías: Simulación Histórica (no paramétrico), Riskmetrics, planteado por JP Morgan (paramétrico) y Teoría de Valor Extremo (semi-paramétrico).

### 3.6.3. Simulación Histórica

Empleando los rendimientos de los índices bursátiles obtenidos previamente, se organizaron de menor a mayor los datos. Al final, se extrajo el valor en riesgo como la observación ubicada al percentil del nivel de significación determinado por la multiplicación del nivel de significación del VaR por el tamaño de la ventana de estimación. El procedimiento se expresa de la siguiente manera:

$$VaR_{t+1|t}^{SH} = Percentil\{\{Zt\}_n^{\alpha}100\}$$

Donde:

- $t$  representa el tamaño de muestra utilizado.
- $\alpha$  representa el nivel de significación seleccionado. En este caso, se adoptó un 1 % y 5 %.

### 3.6.4. Riskmetrics

Se estimó la volatilidad de los rendimientos a través de una media móvil exponencialmente ponderada (EWMA), dada por la fórmula:

---

<sup>4</sup>Véase Anexo A para mayores detalles

<sup>5</sup>Véase Anexo A

$$\hat{\sigma}_t^2 = \lambda \hat{\sigma}_{t-1}^2 + (1 - \lambda)(r_{t-1})^2$$

siendo la volatilidad en el periodo  $t+1$ :

$$\hat{\sigma}_{t+1} = \sqrt{(1 - \lambda) \sum_{t=1}^T \lambda^{t-1} (r_t)^2}$$

Donde:

- $\hat{\sigma}_t$  es la volatilidad estimada en el período  $t$ .
- $\lambda$  es
- $r_t$  es el rendimiento en el período  $t$ .

Al obtener la estimación se calculó el VaR en su forma paramétrica.

$$VaR_{t+1|t}^{EWMA} = \hat{\sigma}_{t+1} \phi^{-1}(\alpha)$$

Siendo  $\phi^{-1}(\alpha)$  la función de distribución inversa de una normal estándar evaluada en  $\alpha$

### 3.6.5. Teoría del Valor Extremo

La aplicación de dicha teoría requirió de una preparación preliminar para su aplicación. Dado el hecho estilizado de clusters de volatilidad, es necesario el ajuste de las series de rendimientos para un modelo AR(p)-GARCH(1,1) con el fin de obtener una serie de residuos estandarizados aplicables a la Teoría de Valor Extremo. Para desarrollar dicha metodología se llevaron a cabo las siguientes labores:

1. Se realizó el ajuste de un modelo autorregresivo de orden  $p$  (AR(p)) con los datos de los rendimientos históricos para asegurar que los residuos fuesen Independientes e Idénticamente Distribuidos (IID), siendo la distribución asumida para los mismos como una t-student con  $v$  grados de libertad de cumplirse la presencia de colas pesadas; de lo contrario, se asumió normalidad.

$$r_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i r_{t-i} + a_t$$



$$a_t = \sigma_t \epsilon_t \quad \text{con} \quad \epsilon_t \sim t_v$$

2. Se realizó el ajuste de un modelo GARCH(p,q) sobre los residuos obtenidos con el modelo AR(p).

$$\sigma^2 = \omega + \sum_{i=1}^q \alpha_i a_{t-i}^2 + \sum_{i=1}^p \beta_i \sigma_{t-i}^2$$

3. Los residuos ( $a_t$ ) del modelo AR(p) se dividieron entre las estimaciones de volatilidad condicional ( $\sigma_t$ ) obtenidas a partir del modelo GARCH(p,q) para obtener la serie de residuos estandarizados ( $z_t$ ).

$$z_t = \frac{a_t}{\sigma_t}$$

4. La serie de residuos estandarizados ( $z_t$ ) fue actualizada a las condiciones del mercado al multiplicarlas por la última estimación de volatilidad condicional del modelo GARCH ( $\sigma_{t+1}$ ) para obtener una serie de residuos estandarizados actualizados ( $\hat{z}_{t+1}$ ).

$$\hat{z}_{t+1} = (z_t) \times (\sigma_{t+1})$$

5. Se simuló una nueva serie de rendimientos ( $\hat{r}_{t+1}$ ) a partir de los residuos estandarizados actualizados ( $\hat{z}_{t+1}$ ) empleando la ecuación del modelo AR(p) estimado.

$$\hat{r}_{t+1} = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i r_{t-i} + \hat{z}_{t+1}$$

6. A los residuos simulados  $\hat{r}_{t+1}$  se les aplicó el enfoque no paramétrico de la Teoría de Valor Extremo calculando el estimador de Hill ( $\hat{\alpha}^H$ ) considerando un umbral (u) establecido de la inspección gráfica en el punto de aproximada estabilidad del gráfico de Hill.

$$\hat{\alpha}^H = \frac{1}{k} \sum_{i=0}^k \ln \frac{X_{(i)}}{X_{(k)}}$$

donde:

- $k$  representa el número de observaciones que superan el umbral establecido
- $X_{(i)}$  el estadístico de orden  $i$ -ésimo con  $i = 1, 2, 3, \dots k$

7. Se obtuvo el VaR con la siguiente expresión:

$$VaR_{t+1|t}^{EVT} = X_{(k)} \left( \frac{T}{u \times \alpha} \right)^{1/\gamma}$$

donde:

- $T$  es el número de observaciones.
- $u$  es el umbral seleccionado.
- $\alpha$  el nivel de significación del VaR.
- $\gamma$  es el parámetro de cola obtenido como:  $\gamma = \frac{1}{\hat{\alpha}^H}$ .

### 3.6.6. Backtesting

Se requirió establecer una ventana de prueba<sup>6</sup> de 506<sup>7</sup> estimaciones. Resultando la ventana de estimación<sup>8</sup> igual a la diferencia del tamaño de la serie con respecto a la ventana de prueba. A partir de esas, se estimó recursivamente una estimación del VaR al trasladar el conjunto de datos de la serie de estimación al correr la ventana a lo largo de la serie de tiempo.

Posterior al cálculo del VaR con las distintas metodologías se procedió a realizar las pruebas de Backtesting para evaluar el modelo que mejor se ajuste al cálculo del VaR en mercados bursátiles de Sudamérica. Los tests utilizados fueron los de Kupiec y Christoffersen

### 3.6.7. Test de Kupiec

Se procedió a contabilizar el número de veces que los rendimientos en la muestra excedieron al valor de riesgo estimado por cada una de las metodologías, relativizándose con respecto al tamaño de la muestra. Se llevó a cabo el contraste bajo

<sup>6</sup>Cantidad de estimaciones del VaR a obtener en el proceso de Backtesting.

<sup>7</sup>Dos años de cotizaciones en bolsa.

<sup>8</sup>Cantidad de datos empleados para cada estimación del Backtesting

la hipótesis nula de que el ratio calculado es igual a los niveles de significación establecidos (5 % y 1 %). El estadístico de contraste utilizado fue:

$$LR_{uc} = 2 \ln \left[ \left(1 - \frac{N}{T}\right)^{T-N} \left(\frac{N}{T}\right)^N \right] - 2 \ln [(1 - p)^{T-N} p^N]$$

Donde:

- N representa el número de excesos en la muestra con respecto al VaR
- T representa el tamaño de la muestra
- P es el nivel de significación

### 3.6.8. Test de Independencia de Christoffersen

Para determinar si los excedentes no se dan en clusters, se evaluó el test empleando el siguiente estadístico de contraste:

$$LR_{ind} = -2 \ln [(1 - \pi)^{n_{00}+n_{01}} \pi^{n_{01}+n_{11}}] + 2 \ln [(1 - \pi_{01})^{n_{00}} \pi^{n_{01}} (1 - \pi_{11})^{n_{10}} \pi^{n_{11}}]$$

Donde

- $n_{ij}$  representa el número de días entre el suceso j después de darse el suceso i
- $\pi$  es la probabilidad de que el suceso j se de al día siguiente del suceso i



## CAPÍTULO 4

### ANÁLISIS DE RESULTADOS

En el presente capítulo se realiza la exposición de los resultados obtenidos mediante las diferentes metodologías propuestas para el cálculo del VaR. Asimismo, se presentan los resultados de las pruebas de Backtesting realizadas a las estimaciones obtenidas y sus respectivos análisis.

#### 4.1. Series de Rendimientos

A partir de las series de precios correspondientes a los Índices Bovespa; para el caso brasileño, Merval; representativo de Argentina, Colcap; para el mercado colombiano; y S&P Lima para Perú; comprendidas entre el periodo (01/2010 – 02/2018) se calcularon las series de rendimientos continuos para cada uno de ellos. Cabe destacar que se disponen de 2017 observaciones de rendimientos diarios para el caso del Índice Bovespa, 1992 para el caso de los Índices Colcap y Merval; y 2049 para el S&P Lima.

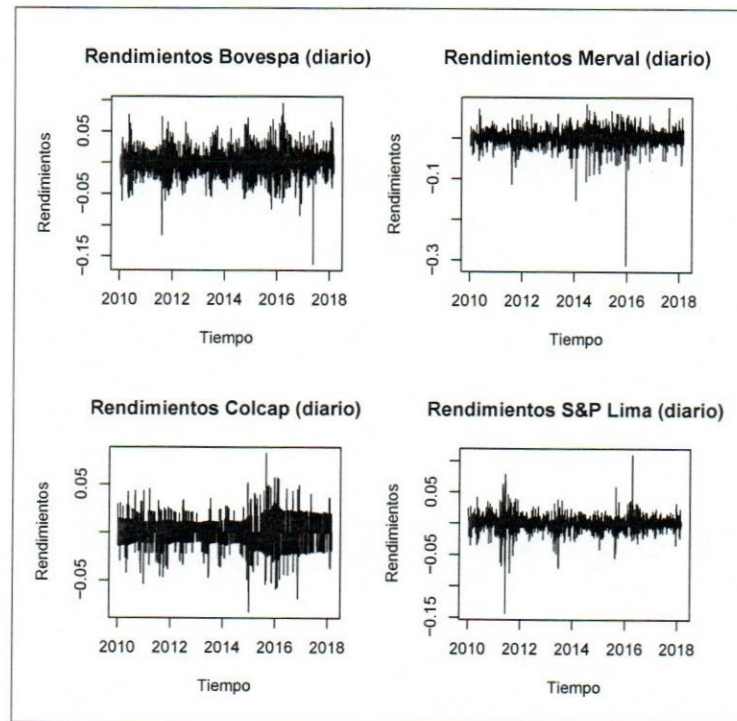


Figura 4.1: **Rendimientos de los Índices Bovespa, Merval, Colcap y S&P Lima.**

Fuente: Cálculos propios

Al observar las series de rendimientos para cada uno de los índices, se pueden destacar características que se encuentran presentes de forma conjunta. Todas las series presentan una volatilidad claramente distinguible con presencia de picos que destacan sobre la serie de rendimientos; además la falta de tendencia y la concentración del valor medio en torno a cero es otro aspecto a resaltar.

#### 4.1.1. Estadísticos Descriptivos

Para el mejor análisis de los resultados, los estadísticos descriptivos brindan una visión general de las características presentes en cada una de las series:

Cuadro 4.1: Tabla de Estadísticos Descriptivos

|                           | Bovespa   | Colcap     | Merval    | S&PLima    |
|---------------------------|-----------|------------|-----------|------------|
| Media                     | -0.0002   | -0.0001    | 0.0005    | 0.0001     |
| Mediana                   | 0.0002    | 0.0000     | 0.0010    | 0.0004     |
| Valor Mínimo              | -0.1625   | -0.0827    | -0.3126   | -0.1437    |
| Valor Máximo              | 0.0953    | 0.0822     | 0.0829    | 0.1092     |
| Cuartil 1                 | -0.0121   | -0.0101    | -0.0095   | -0.0056    |
| Cuartil 3                 | 0.0116    | 0.0099     | 0.0115    | 0.0061     |
| Asimetría                 | -0.2366   | -0.0707    | -2.1019   | -0.5434    |
| Curtosis                  | 3.1276    | 2.3282     | 26.6484   | 14.0939    |
| Desviación típica         | 0.0208    | 0.0149     | 0.0212    | 0.0129     |
| Coefficiente de Variación | 9611.0782 | 11033.1498 | 4397.9302 | 11525.2694 |
| Disimetría de Pearson     | -0.0576   | -0.0272    | -0.0749   | -0.0566    |

Fuente: Cálculos Propios.

En líneas generales, a partir de los estadísticos descriptivos se puede observar que los valores promedios de los rendimientos se concentran alrededor de cero. Los valores del coeficiente de variación demuestran una volatilidad considerable para cada uno de ellos, siendo el S&P Lima quien destaca como el Índice más volátil. Dada la naturaleza de los datos, las diferencias existentes entre los valores máximos y mínimos de cada Índice refuerzan la variación existente. Los cuartiles, por su parte, permiten adquirir una primera visión a las fronteras que separan las colas de las distribuciones. Por último, los valores negativos de la asimetría denotan un sesgo hacia la izquierda que es confirmado por los valores igualmente negativos del cálculo de la disimetría de Pearson, mientras que las curtosis al reflejar valores superiores a 3, dan evidencia inicial del comportamiento leptocúrtico presente en las series estudiadas.

#### 4.1.2. Estacionariedad

Se presentan los correlogramas correspondientes al Índice Bovespa<sup>1</sup>:

<sup>1</sup>Véase Anexo B para correlogramas de los otros Índices



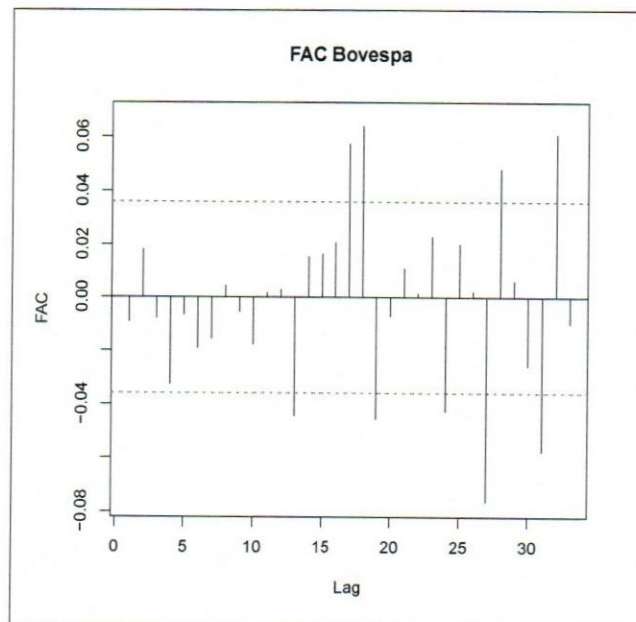


Figura 4.2: **FAC - Índice Bovespa.**  
Fuente: Cálculos Propios

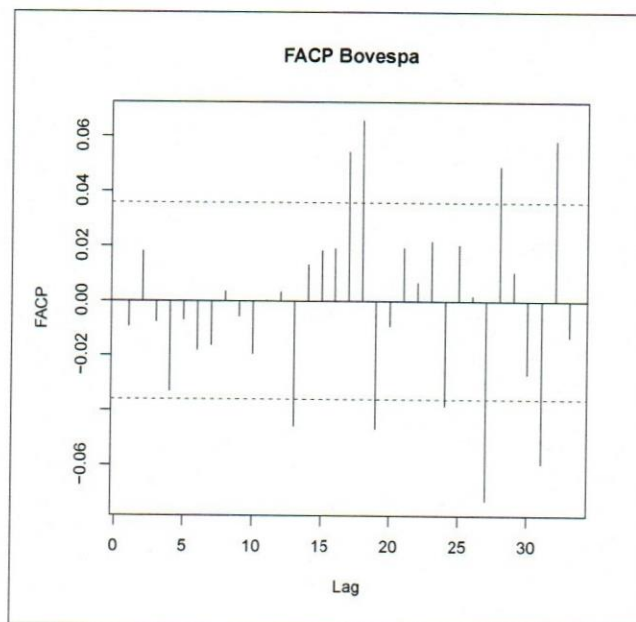


Figura 4.3: **FACP - Índice Bovespa.**  
Fuente: Cálculos Propios

Se puede detallar en el gráfico de la función de autocorrelación simple (FAC)

que no existe un comportamiento en la relación entre la variable y su pasado. Por otro lado, en el gráfico correspondiente a la función de autocorrelación parcial es observable el mismo patrón. No se observan rezagos significativos en el pasado inmediato y aquellos presentes luego del quinceavo rezago pueden verse motivados por otras razones, tal como la estacionalidad de la serie. Lo previamente expuesto puede dar indicios de estacionariedad en la serie de rendimientos. Sin embargo, se presenta la prueba de Dickey Fuller Aumentado con el objetivo de confirmar lo planteado:

**Cuadro 4.2: Resultados del contraste Dickey Fuller Aumentado**

|                          | Bovespa  | Colcap   | Merval   | S&P Lima |
|--------------------------|----------|----------|----------|----------|
| Estadístico de Contraste | -11.9419 | -12.1441 | -12.1712 | -11.0019 |
| P-value                  | 0.0100   | 0.0100   | 0.0100   | 0.0100   |

Fuente: Cálculos Propios

Frente a p-values aproximados a 0.01, se rechaza la hipótesis nula de presencia de raíz unitaria en todas las series de rendimientos. Por ende, se puede concluir que las series son estacionarias ( $I(0)$ ).

### 4.1.3. Hechos Estilizados

#### 4.1.3.1. Clusters de Volatilidad

A continuación se presentan los gráficos correspondientes a los rendimientos cuadrados del Índice representativo del mercado bursátil brasileño<sup>2</sup>.

<sup>2</sup>Véase Anexo C para los gráficos para los otros países

<sup>3</sup>Véase Anexo D para correlogramas de los otros índices

Cuadro 4.4: Resultados del contraste Jarque-Bera y Kolmogorov-Smirnov

|                               | Bovespa | Colcap   | Merval   | S&P Lima |
|-------------------------------|---------|----------|----------|----------|
| Estadístico de Contraste (JB) | 76.2402 | 230.5609 | 138.5945 | 120.3521 |
| P-value (JB)                  | 0.0000  | 0.0000   | 0.0000   | 0.0000   |
| Estadístico de Contraste (KS) | 0.0354  | 0.2411   | 0.0457   | 0.0511   |
| P-value (KS)                  | 0.0126  | 0.0000   | 0.0005   | 0.0000   |

Fuente: Cálculos propios

Frente a p-valores aproximados a 0, se rechaza la hipótesis de nula de normalidad para las distribuciones de todas las series de rendimientos, tanto para el Test de Jarque-Bera y Kolmogorov-Smirnov.

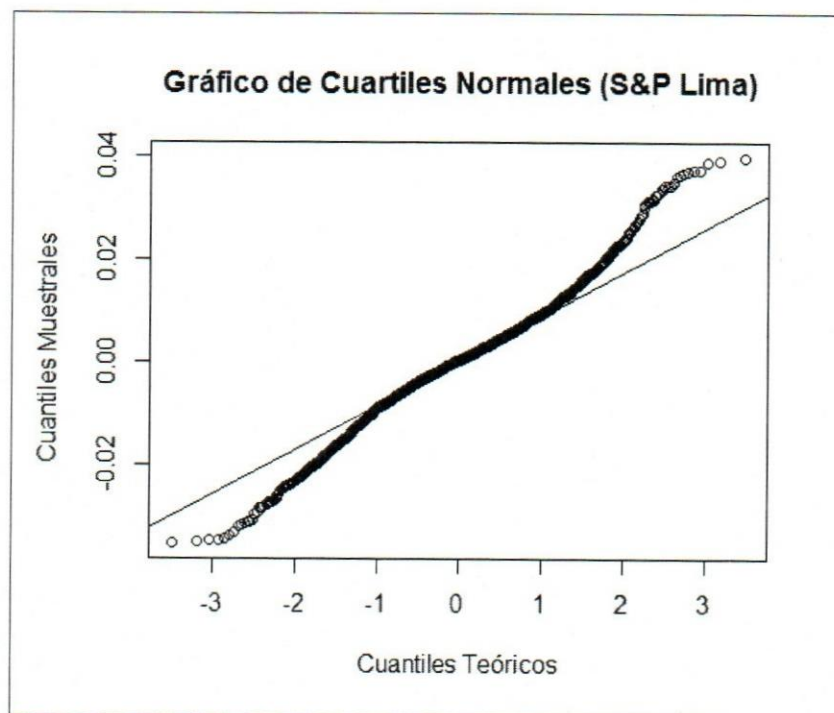


Figura 4.7: Gráfico de Cuartiles del Índice S&P Lima frente a la Distribución Normal.

Fuente: Cálculos propios



A través del Gráfico de Cuartiles es posible realizar el diagnóstico con respecto a las diferencias entre una distribución de probabilidades teórica y distribuciones inherentes a la muestra a estudiar. Para la presente investigación, se seleccionó una distribución normal con el objetivo de ser tomada como referencia al evaluar las distribuciones de probabilidades registradas por cada uno de los índices estudiados.

Para el caso del índice S&P Lima, a partir del gráfico de cuartil es posible distinguir de forma clara la no normalidad de su distribución, ello dado que al comparar la misma respecto a la línea recta representada por una distribución normal, resulta notoria la existencia de una divergencia. De hecho, los quiebres presentados en ambos extremos indican la presencia de colas pesadas, característica que se manifiesta en la totalidad de los índices estudiados.<sup>5</sup> En la práctica, las colas pesadas implican que existe un mayor grado de probabilidad de obtener observaciones muy alejadas de la media.

#### 4.2. Valor en Riesgo

A continuación se presenta un cuadro resumen con los resultados obtenidos tras la aplicación de cada una de las metodologías de Valor en Riesgo contrastadas bajo niveles de significación de 1 % y 5 % en cada uno de los índices estudiados.

Cuadro 4.5: Valor en Riesgo diario para el 01/03/2018

|                                   | Bovespa | Colcap | Merval | S&P Lima |
|-----------------------------------|---------|--------|--------|----------|
| VaR Simulación Histórica (1 %)    | 0.0529  | 0.0408 | 0.0513 | 0.0278   |
| VaR Simulación Histórica (5 %)    | 0.0332  | 0.0233 | 0.0305 | 0.0183   |
| VaR EWMA (1 %)                    | 0.0466  | 0.0367 | 0.0492 | 0.0206   |
| VaR EWMA (5 %)                    | 0.0330  | 0.0260 | 0.0348 | 0.0145   |
| VaR Teoría de Valor Extremo (1 %) | 0.0599  | 0.0444 | 0.0620 | 0.0320   |
| VaR Teoría de Valor Extremo (5 %) | 0.0347  | 0.0242 | 0.0344 | 0.0192   |
| VaR Promedio (1 %)                | 0.0529  | 0.0408 | 0.0513 | 0.0278   |
| VaR Promedio (5 %)                | 0.0332  | 0.0233 | 0.0305 | 0.0183   |

Fuente: Cálculos propios

<sup>5</sup>Véase Anexo F para gráfico de cuartiles de los Índices restantes.

Observando los valores medios del VaR, los cuales fueron calculados al promediar las tres metodologías para el 1 % y el 5 % de significación se puede concluir que:

Empleando un nivel de significación del 1 %, las pérdidas máximas diarias esperadas para el Índice Bovespa, representativo del mercado bursátil brasileño, bajo condiciones normales del mercado son de 5.29 %, mientras que al 5 % no deberían ser superiores a 3.32 %. De acuerdo con estos resultados, se infiere que el rendimiento mínimo del índice debería ser de 94.71 % con un nivel de confianza del 99 % y de 96.68 % con un 95 % de confianza.

Para el caso del Índice Colcap, representativo del mercado bursátil colombiano, con un 99 % de confianza el valor máximo de pérdida diaria registrado bajo condiciones normales del mercado no debería ser superior a un 4.08 %. Con un 95 % de confianza, la caída diaria del rendimiento no se espera superior a 2.33 %. Con ello, se infiere que existe una probabilidad de 1 % de que el rendimiento mínimo del Índice sea inferior a 95.92 % y una probabilidad de 5 % de registrar un rendimiento mínimo por debajo de 97.67 %

Al observar el Índice Merval, representativo del mercado bursátil argentino. Con un 99 % de confianza el valor máximo de pérdida diaria registrada bajo condiciones normales del mercado no debería ser superior a un 5.13 %, mientras que con un 95 % de confianza, la caída del rendimiento no se espera superior a 3.05 %.

Por último, en el caso del Índice S&P Lima, representativo del mercado bursátil peruano, empleando un nivel de significación del 1 %, las pérdidas máximas diarias esperadas bajo condiciones normales del mercado son de 2.78 % mientras que al 5 % no deberían ser superiores a 1.83 %. Así, el rendimiento mínimo del índice debería ser de 97.22 % con un nivel de confianza del 99 % y de 98.17 % con un 95 % de confianza.

Al observar de forma separada las estimaciones de cada una de las metodologías para cada uno de los niveles de significación estudiados, se puede observar que bajo un nivel de significación de 1 %, el enfoque semiparamétrico de la Teoría de Valor Extremo refleja valores de VaR superiores a las metodologías paramétrica EWMA y no paramétrica de Simulación Histórica, para la totalidad de los



Índices. Sin embargo, bajo un nivel de significación de 5 % mediante la aplicación de la Teoría de Valor Extremo se obtienen valores de VaR superiores a los del resto de las metodologías, únicamente para los índices Bovespa y S&P Lima, mientras que la teoría EWMA refleja valores de VaR superiores para los índices Colcap y Merval.

Al estar frente a estos resultados no es posible hacer conclusiones relevantes, puesto que se requiere una verificación más profunda brindada por el Backtesting. Se puede mencionar en un primer momento, considerando que la Teoría de Valor Extremo estima en promedio valores de VaR superiores a las metodologías de Simulación Histórica y EWMA, la misma da evidencia de ser más conservadora, debido a que para iguales niveles de significación, las pérdidas calculadas son mayores.

#### **4.3. Backtesting**

Las diferencias existentes entre los distintos cálculos del VaR son la razón más importante por la cual la precisión de las estimaciones debe ser cuestionada. Con el objetivo de determinar la eficacia de las distintas metodologías aplicadas y seleccionar la que presente una mayor estimación frente a las pérdidas reales de cada índice, se procedió a realizar los tests de backtesting.

##### **4.3.1. Test de Kupiec**

Para validar el uso específico de alguna metodología, el test de Kupiec o de cobertura incondicional trabaja bajo la hipótesis nula de coincidencia entre el número de pérdidas reales reflejadas por los rendimientos de un índice en particular y el porcentaje o número de pérdidas estimado bajo dicha metodología. Para ello, se muestra la tabla representativa del número de fallos admitidos para un VaR al 1 % y se contrasta con el número de veces que realmente el VaR no coincidió con las estimaciones.



#### 4.3.1.1. Test de Kupiec al 1 % de significación

Cuadro 4.6: Número de Fallos para el Test de Kupiec al 1 %

|                                  | Bovespa | Colcap | Merval | S&P Lima |
|----------------------------------|---------|--------|--------|----------|
| Fallos Esperados                 | 5       | 5      | 5      | 5        |
| Fallos (Simulación Histórica)    | 5       | 4      | 5      | 2        |
| Fallos (EWMA)                    | 7       | 7      | 10     | 7        |
| Fallos (Teoría de Valor Extremo) | 2       | 2      | 1      | 1        |

Fuente: Cálculos propios

Para un nivel de significación de 1 %, el número de fallos esperados<sup>6</sup> para cada una de las metodologías de VaR es 5.

Al observar los resultados se destaca que la metodología de Simulación Histórica, para el caso de los índices Bovespa y Merval, coincide con el número de fallos esperados. Sin embargo, sobrestima el riesgo para el caso de los Índices Colcap y S&P Lima por presentar un número de fallos menores a los estipulados por el nivel de confianza establecido.

La metodología EWMA registra para la totalidad de los Índices un número de fallos superiores a los deseados con lo que revela una subestimación del riesgo. Por su parte, la metodología semiparamétrica de la Teoría de Valor Extremo registra para la totalidad de los Índices un número de fallos inferior a los deseados. Este resultado se complementa con las estimaciones de VaR presentadas en el cuadro 4.5 que mostraron pérdidas superiores con respecto a las otras metodologías, brindando de esta forma, evidencias de sobrestimación del riesgo.

Es relevante mencionar que dicho análisis corresponde a estimaciones puntuales, por lo que antes de brindar conclusiones basadas exclusivamente en sus resultados; es necesario determinar si el número de fallos observados es significativamente diferente al número de fallos establecido por el nivel de confianza. Para ello, se profundiza el análisis mediante la realización de la prueba estadística de

<sup>6</sup>Entendido como el número de veces que con un 99 % de confianza se esperaría que los rendimientos reales registraran pérdidas por encima de las estimadas.

contraste correspondiente al test para el VaR al 1 % de significación.

**Cuadro 4.7: Resultados del contraste de Kupiec - VaR 1 %**

|                                 | Bovespa | Colcap | Merval | S&P Lima |
|---------------------------------|---------|--------|--------|----------|
| Estadístico de Contraste (SH)   | 0.6711  | 0.2417 | 0.0007 | 2.4258   |
| P-value (SH)                    | 0.4127  | 0.6230 | 0.9786 | 0.1194   |
| Estadístico de Contraste (EWMA) | 2.5165  | 0.6711 | 3.7932 | 0.6711   |
| P-value (EWMA)                  | 0.1127  | 0.4127 | 0.0515 | 0.4127   |
| Estadístico de Contraste (TVE)  | 0.2417  | 2.4258 | 4.9101 | 4.9101   |
| P-value (TVE)                   | 0.6230  | 0.1194 | 0.0267 | 0.0267   |

Fuente: Cálculos propios

Al observar los resultados del contraste de Kupiec para el VaR al 1 %, se evidencia que la estimación mediante Simulación Histórica (SH), al presentar p-valores superiores al nivel de significación del contraste (5 %) falla al rechazar la hipótesis nula de cobertura incondicional para todos los Índices. De forma similar, ocurre con la metodología EWMA. Por su parte, los cálculos realizados a través de la Teoría de Valor Extremo no rechazan la hipótesis nula para los índices Bovespa y Colcap; mientras que rechazan para los casos de Merval y S&P Lima.

Estos resultados se pueden sintetizar de la siguiente manera:

- Para el caso de Bovespa, el VaR al 1 % estimado a través de la Teoría de Valor Extremo brinda un mejor ajuste.
- Para el caso de Colcap, el VaR al 1 % la metodología de la Teoría de Valor Extremo aprueba los criterios del test, sin embargo, su p-valor es menor al de los demás.
- Para el caso de Merval, el VaR al 1 % estimado por la Teoría de Valor Extremo no es capaz de evidenciar eficacia.
- Para el caso de S&P Lima, el VaR al 1 % estimado a través de la metodología de la Teoría Valor Extremo, no valida las condiciones del test.

#### 4.3.1.2. Test de Kupiec al 5 % de significación

Cuadro 4.8: Número de Fallos para el Test de Kupiec al 5 %

|                                  | Bovespa | Colcap | Merval | S&P Lima |
|----------------------------------|---------|--------|--------|----------|
| Fallos Esperados                 | 25      | 25     | 25     | 25       |
| Fallos (Simulación Histórica)    | 15      | 9      | 17     | 16       |
| Fallos (EWMA)                    | 25      | 32     | 20     | 24       |
| Fallos (Teoría de Valor Extremo) | 15      | 9      | 12     | 15       |

Fuente: Cálculos propios

Para un nivel de significación del 5 %, el número de fallos esperados se sitúa en 25. Al observar el cuadro de resultados se aprecia que, tanto la metodología de Simulación Histórica como la Teoría de Valor Extremo exhiben valores inferiores a los esperados, con lo que demuestran un comportamiento de sobrestimación del riesgo. Con lo cual, la metodología EWMA presenta valores iguales y cercanos a 25; únicamente para el caso del mercado bursátil colombiano refleja subestimación del riesgo.

Nuevamente, con el objetivo de brindar conclusiones estadísticamente significativas, resulta necesario llevar a cabo el contraste correspondiente al test para un 5 % de significación.

Cuadro 4.9: Resultados del contraste de Kupiec - VaR 5 %

|                                 | Bovespa | Colcap  | Merval | S&P Lima |
|---------------------------------|---------|---------|--------|----------|
| Estadístico de Contraste (SH)   | 3.2244  | 14.5421 | 3.2244 | 4.1159   |
| P-value (SH)                    | 0.0725  | 0.0001  | 0.0725 | 0.0425   |
| Estadístico de Contraste (EWMA) | 0.1178  | 1.7294  | 1.2553 | 0.0715   |
| P-value (EWMA)                  | 0.7315  | 0.1885  | 0.2625 | 0.7892   |
| Estadístico de Contraste (TVE)  | 3.2244  | 14.5421 | 9.0631 | 5.1365   |
| P-value (TVE)                   | 0.0725  | 0.0001  | 0.0026 | 0.0234   |

Fuente: Cálculos propios



Al observar los resultados del contraste de Kupiec para el VaR al 5 % de significación, se evidencia que la estimación a través de la Simulación Histórica (SH); presenta p-valores superiores al nivel de significación del contraste para el caso de los índices Bovespa y Merval, fallando al rechazar la hipótesis nula de cobertura incondicional para dichos Índices. Por el contrario, rechaza la hipótesis nula para el caso de Colcap y S&P Lima.

La Teoría de Valor Extremo (TVE) únicamente presenta un ajuste eficaz para el caso del Índice Bovespa, mientras que rechaza la hipótesis de cobertura incondicional para el resto de los índices. Siendo la metodología EWMA la única que estadísticamente aprueba el test y presenta el mejor ajuste para la totalidad de los Índices. Resultado que confirma lo observado mediante las estimaciones puntuales del cuadro 4.8.

Estos resultados se pueden sintetizar de la siguiente manera:

- Para el caso de Bovespa, el VaR al 5 % estimado a través de la Teoría de Valor Extremo cumple con los criterios del test, presentando un p-valor similar al de la Simulación Histórica.
- Para el caso de Colcap, el VaR al 5 % la metodología de la Teoría de Valor Extremo no aprueba los criterios del test.
- Para el caso de Merval, el VaR al 5 % estimado por la Teoría de Valor Extremo no es capaz de evidenciar eficacia.
- Para el caso de S&P Lima, el VaR al 5 % estimado a través de la metodología de la Teoría Valor Extremo, no valida las condiciones del test.

#### 4.3.2. Test de Christoffersen

El test de Christoffersen introduce la hipótesis de independencia, mediante la cual pretende determinar si cada fallo o violación respecto al VaR estimado es independiente de las fallas anteriores. Se centra en examinar si la probabilidad de que suceda una excepción en un determinado día está relacionada con los resultados del día anterior.

Se desea que los fallos ocurran de forma independiente unos de otros. De hecho, los modelos ineficientes, tienden a producir secuencias de fallos consecutivos, por

lo que es necesario determinar el momento de ocurrencia de los mismos. Para evaluar en un primer momento la distribución de dichos fallos, se presenta un cuadro que describe cada una de las metodologías mediante el formato  $N_{ij}$ , donde:

- $N_{ij}$  establece el número de ocurrencias en las cuales se pasa de un estado  $i$  al estado  $j$ .  $\forall i, j = 0, 1$ . Donde el valor 0 se corresponde a lo no ocurrencia de una violación de la estimación y el valor 1 representa la ocurrencia de una violación

Por lo tanto:

- $N_{00}$  indica que no existe violación consecutiva del VaR en los períodos  $t$  y  $t-1$ .
- $N_{10}$  indica que no hay violación del VaR en el período  $t$  pero si hubo en el período  $t-1$
- $N_{01}$  indica que hay violación del VaR en el período  $t$  pero no hubo en el período  $t-1$
- $N_{11}$  indica que existe una violación consecutiva del VaR en el periodo  $t-1$  y  $t$ .

#### 4.3.2.1. Test de Christoffersen al 1 % de significación

Cuadro 4.10: Distribución de los Fallos para el test de Christoffersen al 1 % (Bovespa y Colcap)

|                             | Bovespa  |          |          |          | Colcap   |          |          |          |
|-----------------------------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|
|                             | $N_{00}$ | $N_{10}$ | $N_{01}$ | $N_{11}$ | $N_{00}$ | $N_{10}$ | $N_{01}$ | $N_{11}$ |
| VaR Simulación Histórica    | 495      | 5        | 5        | 0        | 497      | 4        | 4        | 0        |
| VaR EWMA                    | 491      | 7        | 7        | 0        | 491      | 7        | 7        | 0        |
| VaR Teoría de Valor Extremo | 501      | 2        | 2        | 0        | 501      | 2        | 2        | 0        |

Fuente: Cálculos propios

Cuadro 4.11: Distribución de los Fallos para el test de Christoffersen al 1 % (Merval y S&P Lima)

|                             | Merval   |          |          |          | S&P Lima |          |          |          |
|-----------------------------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|
|                             | $N_{00}$ | $N_{10}$ | $N_{01}$ | $N_{11}$ | $N_{00}$ | $N_{10}$ | $N_{01}$ | $N_{11}$ |
| VaR Simulación Histórica    | 495      | 5        | 5        | 0        | 501      | 2        | 2        | 0        |
| VaR EWMA                    | 486      | 9        | 9        | 0        | 491      | 7        | 7        | 0        |
| VaR Teoría de Valor Extremo | 503      | 1        | 1        | 0        | 503      | 1        | 1        | 0        |

Fuente: Cálculos propios

Empleando un nivel de significación del 1 % se observa que la totalidad de las metodologías se comportan de forma eficaz en cuanto a la no producción de fallos consecutivos ( $N_{11}$ ), lo que podría indicar que todas logran superar la prueba.

Así mismo, en la totalidad de los Índices, con un nivel de confianza del 99 % la estimación del VaR a través de la metodología de la Teoría de Valor Extremo presenta un menor número de fallos en comparación con Simulación Histórica y EWMA, lo que presenta indicios en un primer momento, y bajo las presentes estimaciones puntuales, de un mejor ajuste en cuanto a la cobertura condicional e independencia propuestas por Christoffersen.

De forma similar a lo trabajado en el test de Kupiec, una vez evaluadas las estimaciones puntuales se observa el contraste estadístico con la finalidad de profundizar en los resultados.

Cuadro 4.12: Resultados del contraste de Christoffersen - VaR 1 %

|                                 | Bovespa | Colcap | Merval | S&P Lima |
|---------------------------------|---------|--------|--------|----------|
| Estadístico de Contraste (SH)   | 0.8679  | 0.3055 | 0.1007 | 2.4417   |
| P-value (SH)                    | 0.6479  | 0.8583 | 0.9509 | 0.2950   |
| Estadístico de Contraste (EWMA) | 2.8431  | 0.8679 | 5.5644 | 0.8679   |
| P-value (EWMA)                  | 0.2413  | 0.6479 | 0.0619 | 0.6479   |
| Estadístico de Contraste (TVE)  | 0.3055  | 2.4417 | 4.9141 | 4.9141   |
| P-value (TVE)                   | 0.8583  | 0.2950 | 0.0857 | 0.0857   |

Fuente: Cálculos propios



A partir del cuadro 4.12 es posible confirmar lo inferido a través de las estimaciones puntuales; con 99 % de confianza, no existen elementos suficientes para rechazar la hipótesis nula de independencia en la ocurrencia de fracasos en ninguno de los índices estudiados bajo ninguna de las metodologías contrastadas.

Al estudiar los Índices de forma individual se concluye que bajo un nivel de significación del 1 %, la metodología de Simulación Histórica presenta un mejor ajuste para los Índices Colcap y Merval, mientras que EWMA y la Teoría de Valor Extremo comparten cada una un ajuste eficaz para el caso del índice S&P Lima y Bovespa, respectivamente.

Estos resultados se pueden sintetizar de la siguiente manera:

- Para el caso de Bovespa, el VaR al 1 % estimado a través de la Teoría de Valor Extremo brinda un mejor ajuste.
- Para el caso de Colcap, el VaR al 1 % la metodología de la Teoría de Valor Extremo aprueba los criterios del test, sin embargo, su p-valor es menor al de los demás.
- Para el caso de Merval, el VaR al 1 % estimado por la Teoría de Valor Extremo es capaz de evidenciar eficacia.
- Para el caso de S&P Lima, el VaR al 1 % estimado a través de la metodología de la Teoría Valor Extremo, valida las condiciones del test cnel menor p-valor.

#### 4.3.2.2. Test de Christoffersen al 5 % del significación

Cuadro 4.13: Distribución de los Fallos para el test de Christoffersen al 5 % (Bovespa y Colcap)

|                             | Bovespa  |          |          |          | Colcap   |          |          |          |
|-----------------------------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|
|                             | $N_{00}$ | $N_{10}$ | $N_{01}$ | $N_{11}$ | $N_{00}$ | $N_{10}$ | $N_{01}$ | $N_{11}$ |
| VaR Simulación Histórica    | 477      | 13       | 13       | 2        | 487      | 9        | 9        | 0        |
| VaR EWMA                    | 456      | 24       | 24       | 1        | 441      | 32       | 32       | 0        |
| VaR Teoría de Valor Extremo | 576      | 14       | 14       | 1        | 487      | 9        | 9        | 0        |

Fuente: Cálculos propios

Cuadro 4.14: Distribución de los Fallos para el test de Christoffersen al 5 % (Merval y S&P Lima)

|                             | Merval   |          |          |          | S&P Lima |          |          |          |
|-----------------------------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|
|                             | $N_{00}$ | $N_{10}$ | $N_{01}$ | $N_{11}$ | $N_{00}$ | $N_{10}$ | $N_{01}$ | $N_{11}$ |
| VaR Simulación Histórica    | 475      | 14       | 13       | 3        | 475      | 14       | 14       | 2        |
| VaR EWMA                    | 468      | 17       | 17       | 3        | 459      | 22       | 22       | 2        |
| VaR Teoría de Valor Extremo | 483      | 10       | 10       | 2        | 477      | 13       | 13       | 2        |

Fuente: Cálculos propios

Al emplear un nivel de significación del 5 % es posible observar bajo estimaciones puntuales que únicamente para el caso del índice Colcap la totalidad de las metodologías contrastadas fallan al rechazar la hipótesis de independencia, dado que ninguna refleja la existencia de fallos consecutivos. A pesar de ello, para dicho caso, la metodología EWMA se ve superada por sus contrapartes quienes coinciden en el número de fallos observados.

Para el resto de los Índices el análisis se torna complejo debido a que todas las metodologías reflejan fallos consecutivos ( $N_{11}$ ). Sin embargo, las estimaciones del VaR a través de la metodología de Valor Extremo reflejan para los tres Índices restantes valores de  $N_{00}$  superiores, indicando que hay mayor cantidad de días libres de violaciones sobre las estimaciones. Sin embargo, el estadístico de contraste permitirá esclarecer el análisis.

A continuación se presenta la tabla correspondiente a la prueba de backtesting de independencia de Christoffersen al 5 % de significación:

Cuadro 4.15: Resultados del contraste de Christoffersen - VaR 5 %

|                                 | Bovespa | Colcap  | Merval  | S&P Lima |
|---------------------------------|---------|---------|---------|----------|
| Estadístico de Contraste (SH)   | 5.6341  | 14.8688 | 9.4210  | 6.9220   |
| P-value (SH)                    | 0.0598  | 0.0006  | 0.0090  | 0.0314   |
| Estadístico de Contraste (EWMA) | 0.3341  | 6.0626  | 5.3684  | 0.6661   |
| P-value (EWMA)                  | 0.8461  | 0.0483  | 0.0683  | 0.7167   |
| Estadístico de Contraste (TVE)  | 5.6341  | 14.8688 | 13.9596 | 8.3836   |
| P-value (TVE)                   | 0.0598  | 0.0006  | 0.0009  | 0.0151   |

Fuente: Cálculos propios

En este caso, el Valor en Riesgo estimado a partir de la metodología semiparamétrica es superado por sus contrapartes en la totalidad de los índices estudiados. Con un nivel de confianza de 95 %, la hipótesis nula de independencia en la ocurrencia de los fracasos con respecto al nivel de significación fijado para el VaR es rechazada por la Teoría de Valor Extremo para los casos de los Índices Colcap, Merval y S&P Lima, fallando al rechazar para el caso de Bovespa. Para la totalidad de los índices, la metodología EWMA se destaca por ser más eficaz en cuanto a su nivel de ajuste.

Estos resultados se pueden sintetizar de la siguiente manera:

- Para el caso de Bovespa, el VaR al 5 % estimado a través de la Teoría de Valor Extremo es eficaz, presentando un mismo p.valor que en el caso de Simulación Histórica.
- Para el caso de Colcap, el VaR al 5 % la metodología de la Teoría de Valor Extremo no aprueba los criterios del test, al igual que los demás métodos de cálculo.
- Para el caso de Merval, el VaR al 5 % estimado por la Teoría de Valor Extremo no es capaz de evidenciar eficacia en conjunto con Simulación Histórica.
- Para el caso de S&P Lima, el VaR al 5 % estimado a través de la metodología de la Teoría Valor Extremo, no valida las condiciones del test al igual que la Simulación Histórica.



#### 4.3.3. Estabilidad de las metodologías

A continuación se presentan las gráficas conjuntas correspondientes a los resultados del Backtesting para cada uno de los Índices estudiados y en ambos niveles de significación.

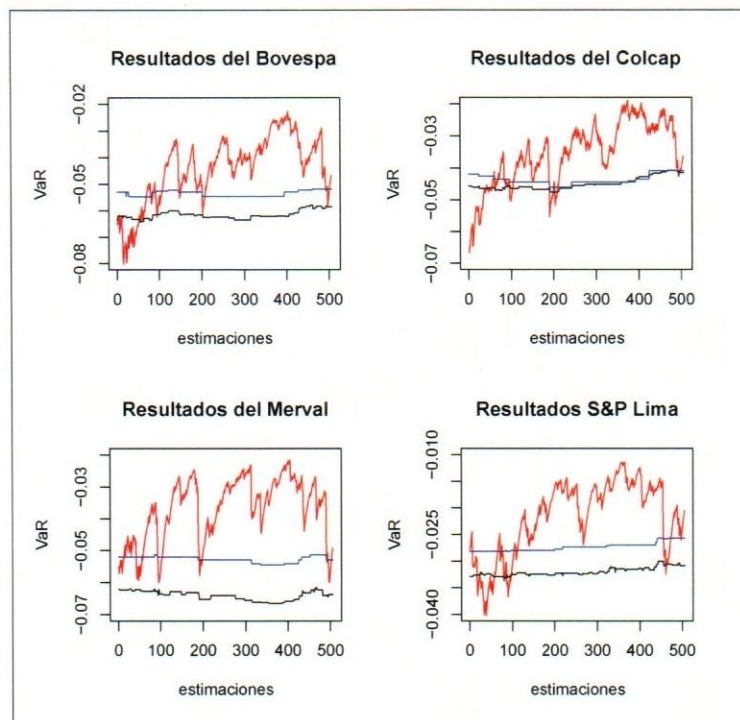


Figura 4.8: **Resultados del Backtesting al 1 % de significación.**  
Fuente: Cálculos Propios

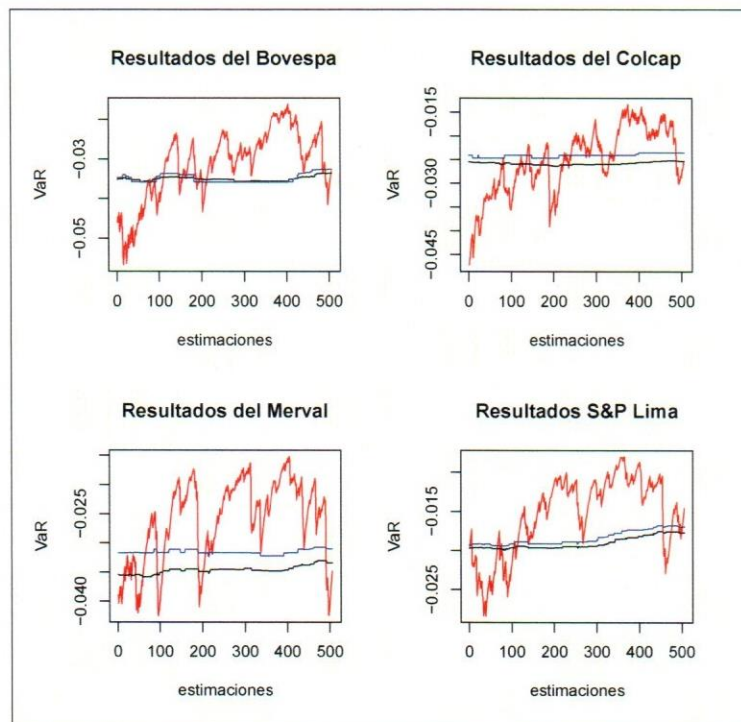


Figura 4.9: **Resultados del Backtesting al 5 % de significación.**

Fuente: Cálculos Propios

En la totalidad de los Índices y empleando ambos niveles de significación (1 % y 5 %) se observa que las estimaciones a través de la metodología EWMA representada por la línea de color rojo, tienden a presentar un comportamiento mucho más volátil que el correspondiente a las metodologías de Simulación Histórica (línea color azul) y Teoría de Valor Extremo (línea color negro), quienes tienden a presentar un comportamiento similar.

En el caso del Backtesting al VaR de 1 % de significación, es evidente que la estimación de la metodología semiparamétrica de la Teoría de Valor Extremo se encuentra en promedio para todos los índices por debajo de sus contrapartes, indicando estimaciones de VaR mucho mayores. Esta observación corrobora las conclusiones obtenidas mediante los tests de Kupiec y Christoffersen que establecen que para estimaciones de Valor en Riesgo bajo un 99 % de confianza, la Teoría de Valor Extremo muestra un comportamiento del tipo conservador, al estimar pérdidas en promedio mayores a las metodologías paramétrica y no paramétrica.

Por el contrario, para el caso del Backtesting al VaR de 5 % de significación, las estimaciones a través de la metodología de la Teoría de Valor Extremo se ven frecuentemente superadas por la metodología EWMA.

#### 4.3.4. Evaluación gráfica a partir de los Rendimientos

Como análisis último y con el objetivo de apoyar de forma gráfica los resultados observados a lo largo del capítulo, se decidió mostrar de forma conjunta los valores reales de los rendimientos de cada Índice y sus aproximaciones de VaR derivadas de cada metodología. Mediante dichas figuras es posible observar cuál estimación presenta un mejor ajuste en cuanto al margen de respeto existente entre el gráfico de rendimientos y su estimación de pérdidas. Así mismo, se puede evaluar la eficacia de la metodología semiparamétrica para la estimación del VaR en los mercados bursátiles de interés.

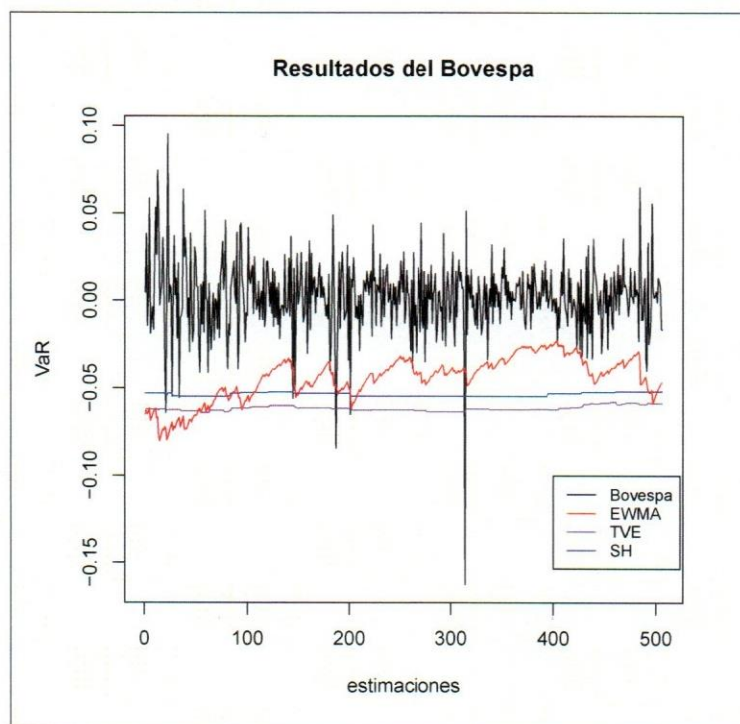


Figura 4.10: **Resumen del Backtesting para Bovespa al 1 %**  
Fuente: Cálculos Propios

A pesar de que el VaR calculado a través de la metodología EWMA parece presentar un comportamiento que se ajusta respecto a los movimientos de los rendimientos, al observar con mayor atención, hay clara evidencia de que el mismo es



traspasado en numerosas oportunidades por las caídas efectivas de los rendimientos, indicando falta de eficacia a la hora de estimar las pérdidas reales. Esto es compatible con las estimaciones puntuales obtenidas a través del Test de Kupiec, en las cuales la metodología EWMA para el presente índice exhibió un número de fallos superiores a los esperados.

Gráficamente no es distinguible una diferencia significativa entre las metodologías de la Teoría de Valor Extremo y Simulación Histórica respecto a su eficacia en la estimación de pérdidas. Sin embargo, el resultado del Test de Christoffersen afirma que la Teoría de Valor Extremo es más eficaz a la hora de estimar las pérdidas.

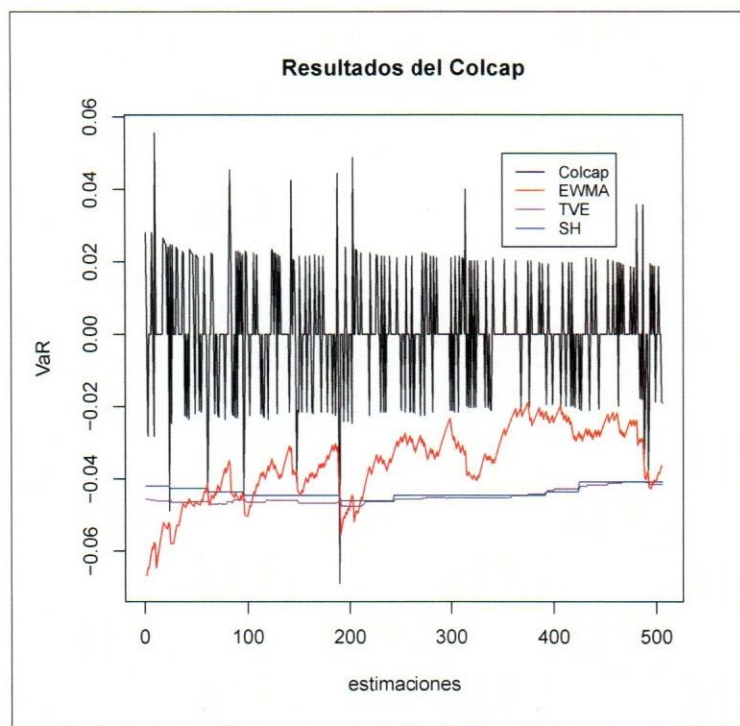


Figura 4.11: **Resumen del Backtesting para Colcap al 1 %**

Fuente: Cálculos Propios

Se reitera el hecho de que la metodología de EWMA subestima el riesgo para un VaR al 1 %. En este caso, gráficamente se puede observar una aparente convergencia entre la metodología de Teoría de Valor Extremo y Simulación Histórica, aunque esto es refutado por ambos contrastes de Backtesting, los cuales apoyan a Simulación Histórica como la metodología más eficaz.

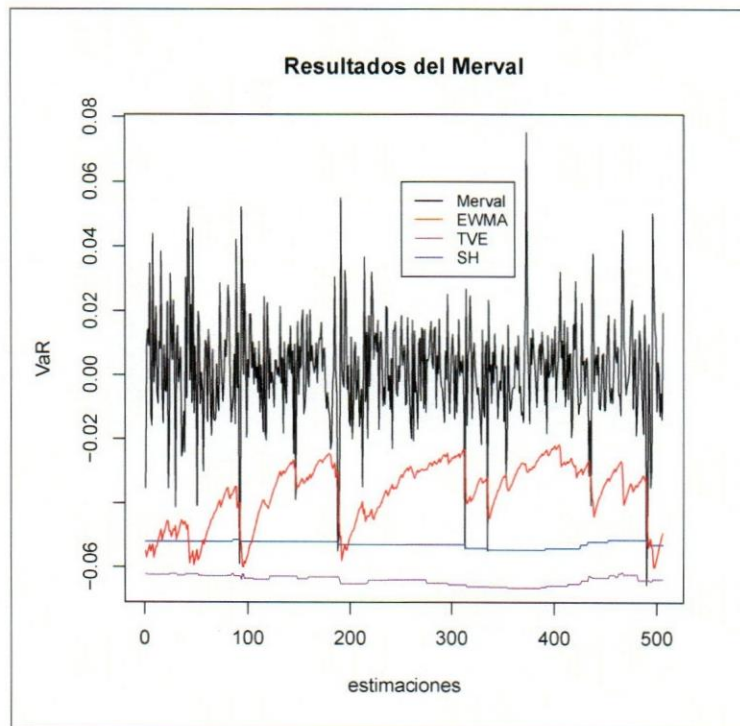


Figura 4.12: **Resumen del Backtesting para Merval al 1 %**  
Fuente: Cálculos Propios

Nuevamente, la metodología de EWMA subestima el riesgo para un VaR al 1 %. El backtesting de las otras dos metodologías refleja una clara distancia entre las estimaciones de ambas. Se puede denotar que la Teoría del Valor Extremo sobreestima el riesgo para este mercado debido a su separación con respecto a la serie de rendimientos argentinos. Efectivamente, como en el caso previo, los contrastes de Backtesting validan a la metodología no paramétrica como la más eficaz a la hora de estimar el VaR.

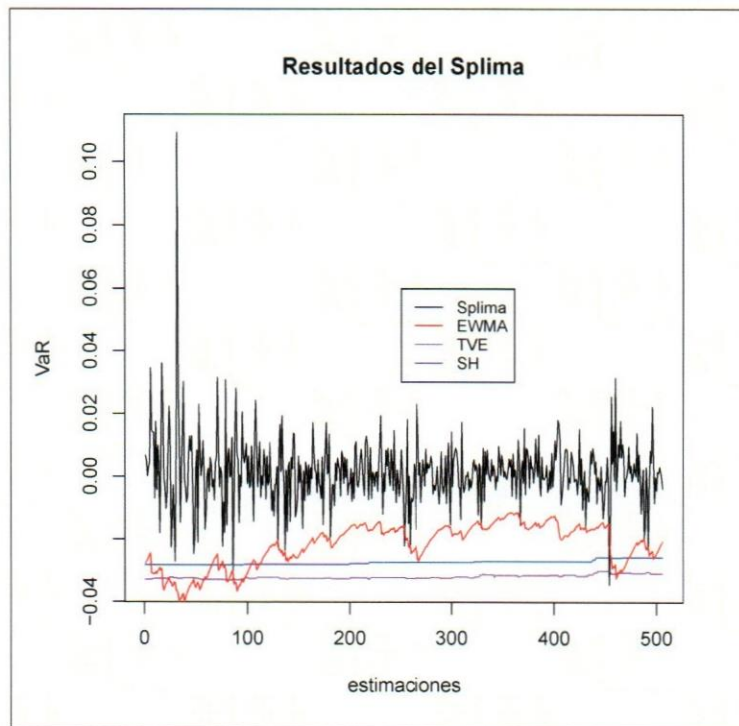


Figura 4.13: **Resumen del Backtesting para S&P Lima al 1 %**  
Fuente: Cálculos Propios

El gráfico corrobora los resultados de los tests de Backtesting, donde se presenta a la metodología de EWMA como la más eficaz en las estimaciones. Esto se debe a que a pesar de seguir de forma cercana a la serie de rendimientos, las caídas de la misma no tienden a traspasar los cálculos obtenidos. Mientras que, las metodologías de Teoría de Valor Extremo y Simulación Histórica sobreestiman el riesgo para el mercado bursátil peruano.



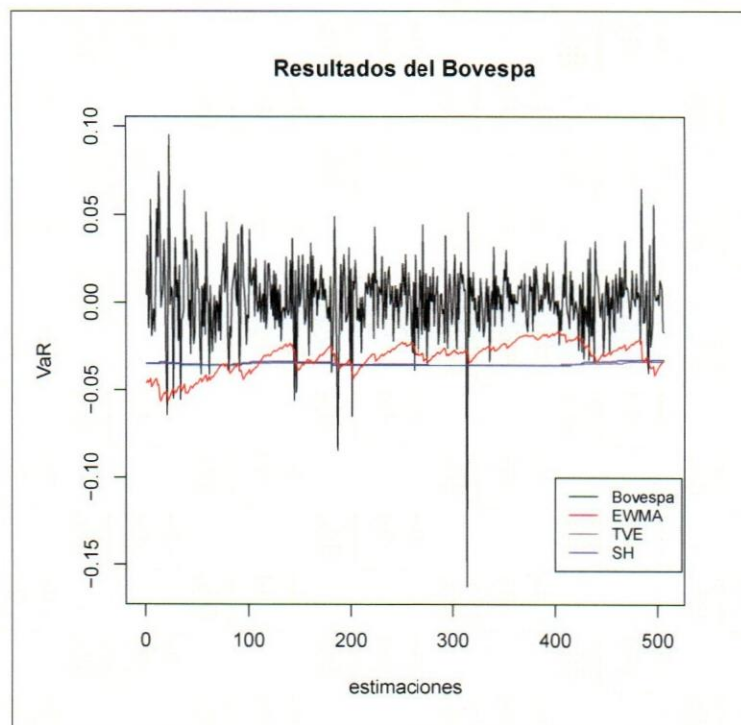


Figura 4.14: **Resumen del Backtesting para Bovespa al 5 %**  
Fuente: Cálculos Propios

El gráfico corrobora los resultados de los tests de Backtesting, donde se presenta a la metodología de EWMA como la más eficaz en las estimaciones. Esto se debe a que a pesar de seguir de forma cercana a la serie de rendimientos, las caídas de la misma traspasan los cálculos obtenidos en la proporción esperada, considerando el incremento del nivel de significación. Mientras que, las metodologías de Teoría de Valor Extremo y Simulación Histórica sobreestiman el riesgo para este mercado bursátil ya que se encuentran más alejadas de la serie de rendimientos.

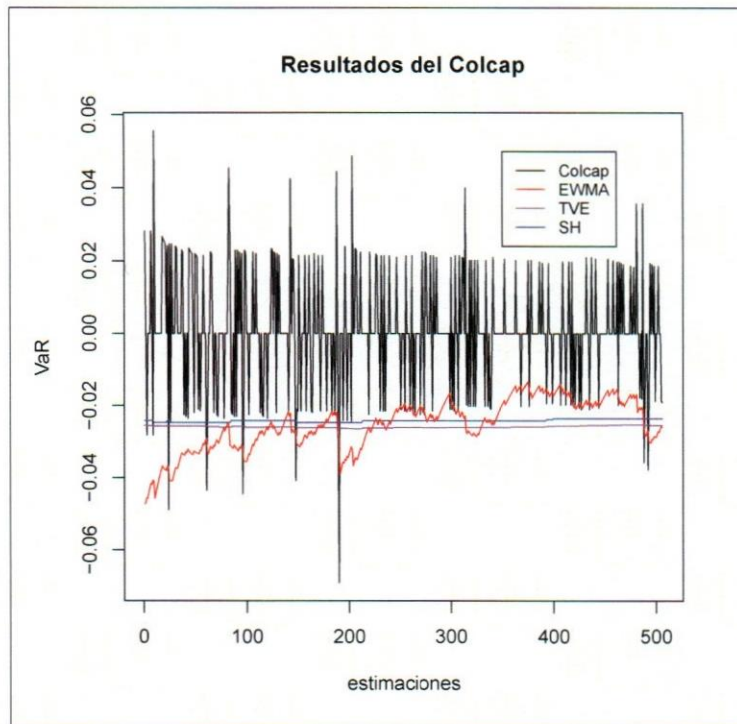


Figura 4.15: Resumen del Backtesting para Colcap al 5 %  
Fuente: Cálculos Propios

Para este caso, la evidencia gráfica no es clara sobre los resultados del Backtesting. Reiterando que todas las metodologías fallan el contraste de Christoffersen.

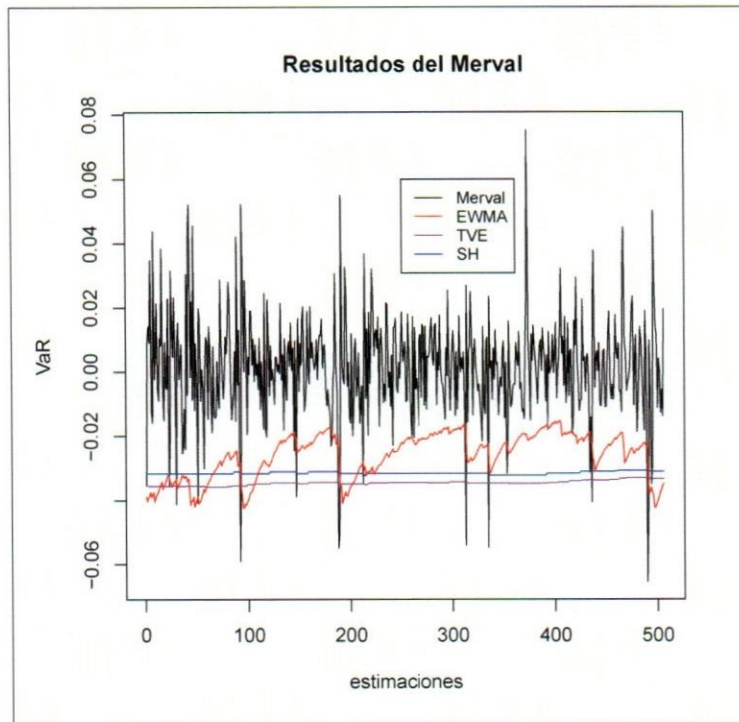


Figura 4.16: **Resumen del Backtesting para Merval al 5 %**  
Fuente: Cálculos Propios

El gráfico corrobora los resultados de los tests de Backtesting, donde se presenta a la metodología de EWMA como la más eficaz en las estimaciones. Esto se debe a que a pesar de seguir de forma cercana a la serie de rendimientos, las caídas de la misma traspasan los cálculos obtenidos en la proporción esperada, considerando el incremento del nivel de significación. Mientras que, las metodologías de Teoría de Valor Extremo y Simulación Histórica sobreestiman el riesgo para este mercado bursátil ya que se encuentran, frecuentemente, más alejadas de la serie de rendimientos.



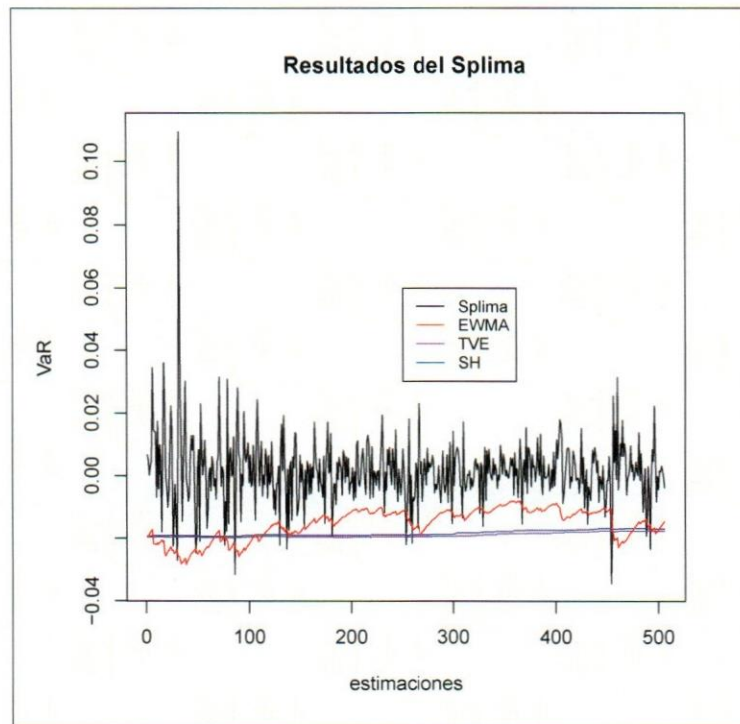


Figura 4.17: **Resumen del Backtesting para S&P Lima al 5 %**  
Fuente: Cálculos Propios

Al igual que en el mercado brasileño y el argentino, se corroboran los resultados de los tests de Backtesting, donde se presenta a la metodología de EWMA como la más eficaz en las estimaciones. Esto se debe a que a pesar de seguir de forma cercana a la serie de rendimientos, las caídas de la misma traspasan los cálculos obtenidos en la proporción esperada, considerando el incremento del nivel de significación. Mientras que, las metodologías de Teoría de Valor Extremo y Simulación Histórica sobreestiman el riesgo para este mercado bursátil ya que se encuentran, frecuentemente, más alejadas de la serie de rendimientos.

## CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

El fenómeno de la Globalización ha brindado en los últimos años la oportunidad de difusión de los flujos financieros a nivel mundial. Esta situación ha sido aprovechada por inversionistas en búsqueda de mayores retornos sobre su capital. Aquí, los mercados emergentes juegan un papel crucial producto de los mayores rendimientos que son capaces de ofrecer en correspondencia con los considerables niveles de riesgo que se deben asumir en caso de decidir invertir en ellos.

Los principales retos que un inversionista debe enfrentar al inyectar capital en los mercados emergentes están relacionados a las realidades económicas de los mismos. Destacando el caso latinoamericano.

Todo el planteamiento anterior, se ve constatado por las propiedades ampliamente discutidas en torno a las características evidenciables en las series de retornos financieros, las cuales han sido trabajadas de forma constante bajo la definición de hechos estilizados. Los mercados bursátiles sudamericanos abordados en la investigación, presentan clusters de volatilidad y colas pesadas; confirmando la totalidad de las peculiaridades esperadas en series de rendimientos financieros.

Al estimar la metodología semiparamétrica del VaR acompañada de sus contrapartes, no paramétrica y paramétrica, se pudo determinar que sus ajustes presentan distintos niveles de eficacia, dependiendo tanto del nivel de significación utilizado en su cálculo, como del país en el cual tiene origen la data. Específicamente para el caso de estudio del mercado bursátil brasileño y empleando un nivel de 1 % de significación, dicha metodología presentó eficacia en la estimación de las máximas pérdidas probables bajo condiciones de normalidad del mercado. Por el contrario, para el resto de los índices estudiados al 1 % y al 5 % de significación, la metodología sobrestima el riesgo de los mercados bursátiles.



A partir de dichos resultados se puede inferir que la metodología semiparamétrica estimada a través de la Teoría de Valor Extremo es eficaz para el nivel de significación más conservador calculado en la investigación (1 %). Esto da paso a la necesidad de extender el estudio a la aplicación para niveles de significación aún más conservadores, como el caso del 0.01 %, utilizado en la práctica por fondos que manejan capitales cuyas estrategias de gestión se enfocan en mantener los mayores rendimientos dentro de parámetros de bajo riesgo.

Por otro lado, es posible generar explicaciones de la naturaleza de los resultados obtenidos, debido a la composición de la metodología semiparamétrica. Esto se debe a que su implementación requiere de un primer procedimiento paramétrico a través de los modelos GARCH para realizar la actualización de la serie de rendimientos con el fin de pasar de una distribución empírica con observaciones dependientes a una distribución simulada de variables independiente e idénticamente distribuidas (IID). Esto difiere de las estimaciones obtenidas a través del modelo EWMA, ya que se aplica un procedimiento adicional en el enfoque semiparamétrico que se concentra en modelar de forma no paramétrica la distribución de las colas de los rendimientos de los mercados bursátiles. De forma similar, la metodología de Simulación Histórica se centra en obtener el VaR directamente de las distribuciones.

A través del procedimiento de Backtesting se pudo verificar que la metodología semiparamétrica, al representar la máxima pérdida probable a partir de la distribución de las colas, es estable en el proceso de Backtesting, ya que no se espera que la forma de las colas varíe sustancialmente en el tiempo. Lo mismo ocurre con el enfoque no paramétrico, el cual hace estimaciones a partir de la distribución empírica de los datos y difiere del enfoque paramétrico (EWMA) que asigna mayores pesos a las observaciones más recientes, reflejando estimaciones con mayor variabilidad debido a la constante incorporación de nuevos datos.

Considerando el trade-off existente entre sesgo y variabilidad para el ajuste de un modelo, se puede afirmar que la metodología semiparamétrica que aplica la Teoría de Valor Extremo, acepta mayores grados de sesgo, tal como el caso no paramétrico, mientras que, el modelado EWMA se destaca por enfocarse en estimaciones con mayor variabilidad.



Tal como fue descrito en el capítulo correspondiente a los análisis de resultados, la metodología semiparamétrica calculada a través de la Teoría de Valor Extremo reveló sobrestimación del riesgo para la totalidad de los Índices bajo el nivel de significación menos conservador estudiado (5%). Este resultado es tan poco deseable como el caso de la subestimación del riesgo, debido a que producto de sus estimaciones se estaría llevando a cabo una cobertura superior a la deseada, situación que implicaría una utilización deficiente de recursos al destinar mayor cantidad de reservas a las realmente requeridas.

Frente a todos los resultados alcanzados, criterios y análisis desarrollados, es pertinente decir que esta investigación requiere de profundizar algunos aspectos de interés. Los resultados divergen para cada uno de los países cuyos mercados bursátiles estuvieron bajo estudio. Por lo que dificulta sintetizar un comentario al respecto de la totalidad de la región sudamericana. Esto deja abierta la oportunidad de continuar los estudios de la eficacia de las metodologías de cálculo de VaR para un nivel agregado (multivariante) que permita representar el riesgo colectivo del continente.

## LISTA DE REFERENCIAS

- Alexander, C. (2002). *Market Models: A guide to financial data analysis*. John Wiley and sons Ltd.
- Bowers, N. (1997). *Actuarial Mathematics*. SOA.
- Brown, A. (2008). Private profits and socialized risk.
- Christoffersen, P. (1998). Evaluating interval forecasts. international economic review.
- Danielsson, J. (2011). *Financial Risk Forecasting*. Wiley Finance.
- De Jesús, R y Ortiz, E. (2011). Risk in emerging stock markets from brazil and mexico: Extreme value theory and alternative value at risk models. *Frontiers in Finance and Economics*.
- Denuit, M., Dhaene, J., Goovaerts, M., y Kaas, R. (2008). *Modern Actuarial Risk Theory*. Springer.
- Garay, U. (2010). Mitos y realidades de las inversiones en mercados emergentes. *Debates IESA*.
- Hendricks, D. (1996). Evaluation of value-at-risk models using historical data. *Federal Reserve Bank of New York Economic Policy Review*.
- HSBC (2010). Emerging markets: Access the growth potential of the world's emerging economics with hsbc. *HSBC*.
- Hurtado, J. (2015). *El proyecto de investigación. Comprensión holística de la metodología y la investigación*. Ediciones Quiron.
- Jorion, P. (1999). *Valor en Riesgo*. Limusa.
- Kahneman, D. (2003). Mapas de racionalidad limitada: Psicología para una economía conductual.

- Kristjanpoller, Wolf y Brahona, A. (2014). Backtesting del valor en riesgo para los mercados bursátiles y de divisas latinoamericanas. *Investigación Económica*.
- Kupiec, P. (1995). Techniques for verifying the accuracy of risk management models.
- Martínez, O. (2012). Gestión de los riesgos del proyecto.
- Melo, L. y Becerra, O. (2005). Medidas de riesgo, características y técnicas de medición: Una aplicación del var y el es a la tasa interbancaria de colombia.
- Memani, K. (2017). The case for emerging markets: Economic recovery, low inflation, weak currencies and reasonable valuations bode well for emerging markets. *OppenheimerFunds*.
- Morgan/Reuters, J. (1996). Riskmetrics - technical document.
- OECD (2017). Business insight on emerging markets. *OECD Development Center*.
- OECD/CAF/ECLAC (2018). *Latin American Economic Outlook 2018*. Instituto de Investigaciones Socio-Económicas.
- Rabin, M. (2002). A perspective on psychology and economics.
- Radivojevic, N. y Cvjetkovic, M y Stepanov, S. (2016). The new hybrid value at risk approach based on the extreme value theory. *Estudios de Economía*.
- Sampieri, R. y Fernandez, C y Baptista, L. (1991). *Metodología de la Investigación*. McGraw - Hill.
- Soler, J., Staking, K., Ayuso, A., Beato, P., Botín, E., y Escrig, M. y Falero, B. (1999). *Gestión de riesgos financieros: un enfoque práctico para los países latinoamericanos*. Banco Interamericano de Desarrollo, Grupo Santander.
- Tsay, R. (2005). *Analysis of Financial Time Series*. Wiley Interscience.
- Van Horne, James y Wachowicz, J. (2010). *Fundamentos de Administración Financiera*. Pearson Educación.
- Velasco, A. (2011). Claves para la gestión de riesgos. <http://www.usmp.edu.pe/recursoshumanos/pdf/gr2.pdf>.



Wilcox, J. (1992). Global investing in emerging markets. *Financial Analysts Journal*.

## ANEXO A

### Métodos y pruebas adicionales

#### A.1. Test Dickey-Fuller Aumentado

Este contraste es el empleado para la determinación de estacionariedad en media. Se plantea que el Proceso Generador de Datos (PGD) cumple con alguna de las siguientes formas:

1. Modelo sin Constante ni Tendencia

$$\Delta Y_t = \rho Y_{t-1} + \sum_{i=1}^p \lambda_i \Delta Y_{t-i} + \mu_t$$

2. Modelo con Constante

$$\Delta Y_t = \alpha + \rho Y_{t-1} + \sum_{i=1}^p \lambda_i \Delta Y_{t-i} + \mu_t$$

3. Modelo con Constante y Tendencia

$$\Delta Y_t = \alpha + \beta t + \rho Y_{t-1} + \sum_{i=1}^p \lambda_i \Delta Y_{t-i} + \mu_t$$

El contraste del Dickey Fuller Aumentado implica enfrentar las siguientes hipótesis en un contraste de significación para el modelo que se ajuste a la serie:

$$H_0 : \rho = 0 \quad vs \quad H_1 : \rho < 0$$

## A.2. Función de Autocorrelación

Sea  $\{Z_t\}$  una serie de tiempo, y  $\tilde{Z}_t = Z_t - \mu$  la expresión para calcular la FAC para el rezago  $k$  es:

$$\rho_k = \frac{\sum_{t=1}^{n-k} \tilde{Z}_t \tilde{Z}_{t-k}}{\sum_{t=1}^n \tilde{Z}_t^2} = \frac{\gamma_k}{\gamma_0}$$

Y la FACP viene dada por:

$$\begin{aligned} \phi_{11} &= \rho_1 \\ \phi_{kk} &= \frac{\rho_k - \sum_{j=1}^{k-1} \phi_{k-1,j} \rho_{k-j}}{1 - \sum_{j=1}^{k-1} \phi_{k-1,j} \rho_j} \end{aligned}$$

## A.3. Test de Ljung-Box

Este contraste busca verificar la significación de la autocorrelación entre los primeros  $k$  rezagos. Enfrenta las siguientes hipótesis:

$$H_0 : \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_k = 0 \quad \text{vs} \quad H_1 : \rho_i \neq 0 \quad \text{para} \quad i = 1, 2, \dots, k$$

Su estadístico de contraste se define de la siguiente manera:

$$BL(p) = T(T+2) \sum_{k=1}^p \frac{\rho_k^2}{T-k} \sim \chi_{k-p-q}^2$$

Donde:

- $T$  representa el tamaño de la muestra tomada
- $\rho_k$  representa la función de autocorrelación para el rezago  $k$

## A.4. Jarque-Bera

Este test es una prueba que verifica si una serie de datos presenta asimetría (S) y curtosis (C) de una distribución normal. Enfrenta las siguientes hipótesis:

$H_0$  : La serie de datos pertenece a una distribución normal

vs

$H_1$  : La serie de datos no pertenece a una distribución normal



El estadístico de contraste es:

$$JB = \frac{n-k+1}{6} \left( S^2 + \frac{1}{4}(C-3)^2 \right) \sim \chi_2^2$$

#### A.5. Kolmogorov-Smirnov

Este test es una prueba no paramétrica que busca verificar la bondad del ajuste entre dos distribuciones de probabilidad. Enfrenta las siguientes hipótesis:

$H_0$  : Las distribuciones son iguales    vs     $H_1$  : Las distribuciones no son iguales

Considerando que:

$$F_n(x) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \begin{cases} 1 & \text{si } y_i \leq x, \\ 0 & y_i > x \end{cases}$$

El estadístico de contraste es:

$$D_n^+ = \max(F_n(x) - F(x))$$

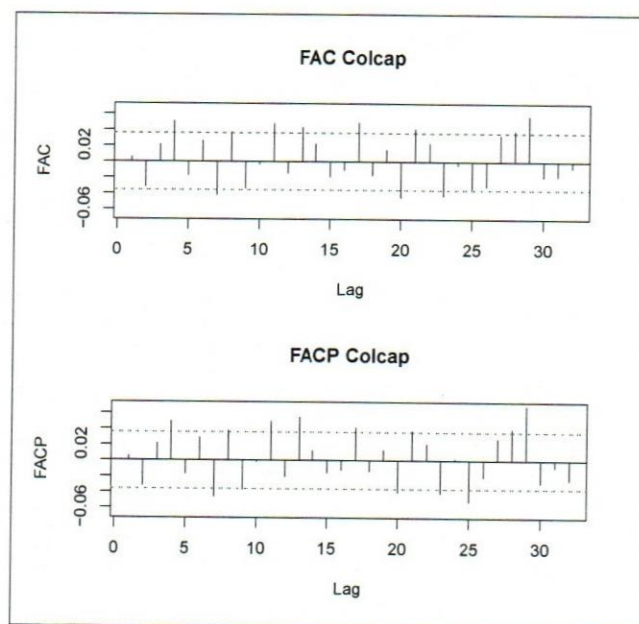
$$D_n^- = \max(F(x) - F_n(x))$$

Donde  $F(x)$  es la distribución planteada como hipótesis.

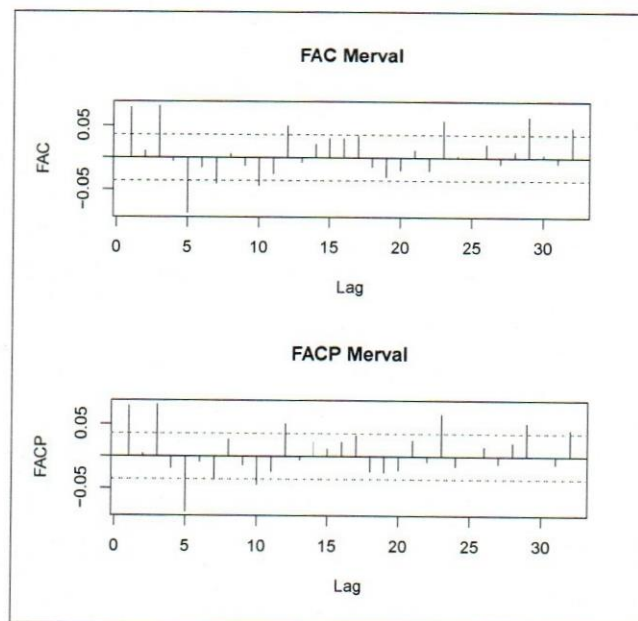
## ANEXO B

### Correlogramas de Rendimientos

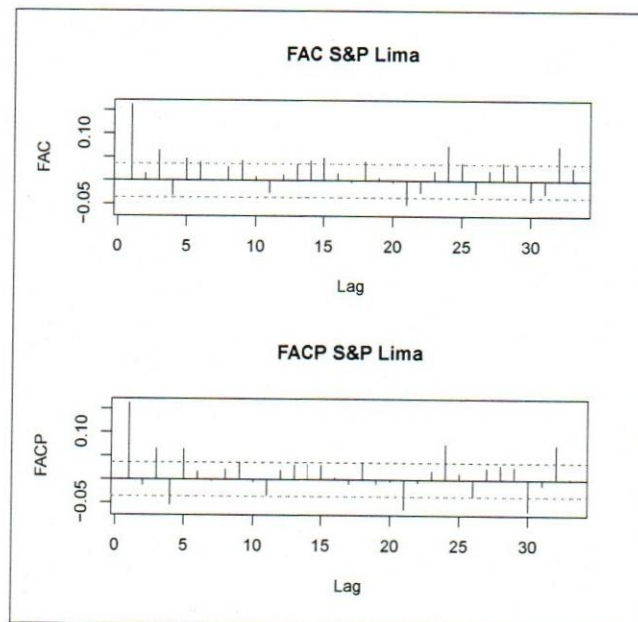
#### B.1. FAC y FACP del Índice Colcap



## B.2. FAC y FACP del Índice Merval



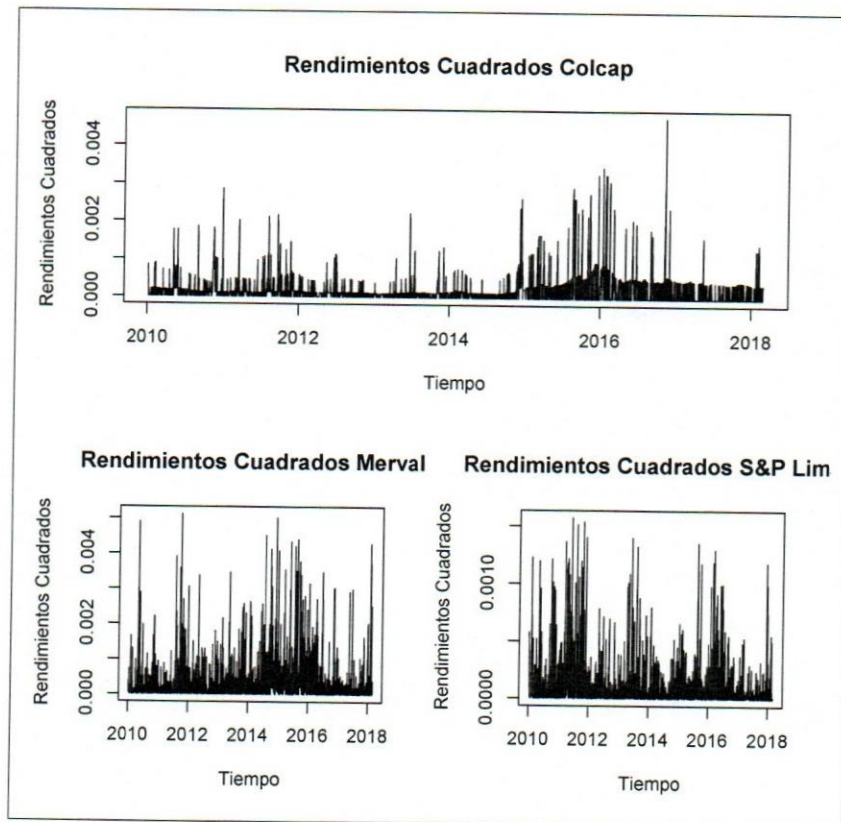
## B.3. FAC y FACP del Índice S&P Lima





## ANEXO C

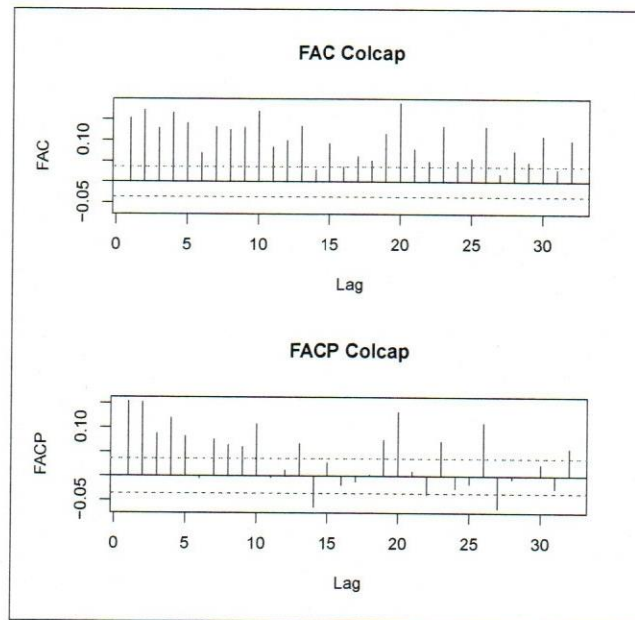
### Rendimientos Cuadrados



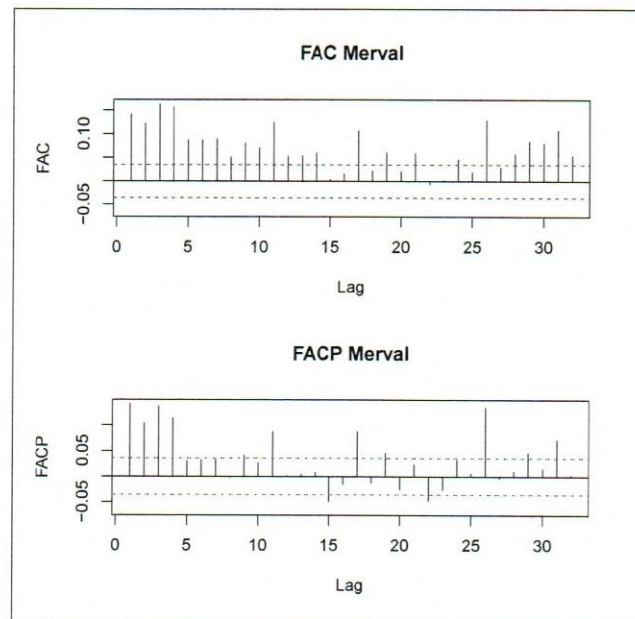
## ANEXO D

### Correlogramas de Rendimientos Cuadrados

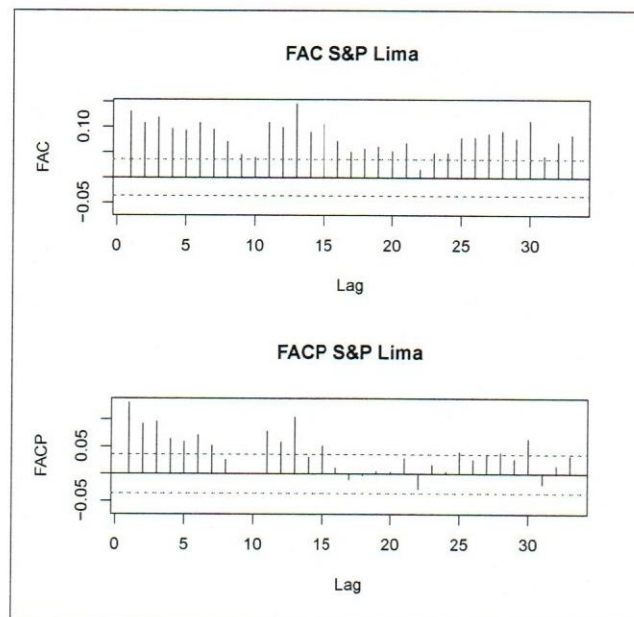
#### D.1. FAC y FACP del Índice Colcap



## D.2. FAC y FACP del Índice Merval



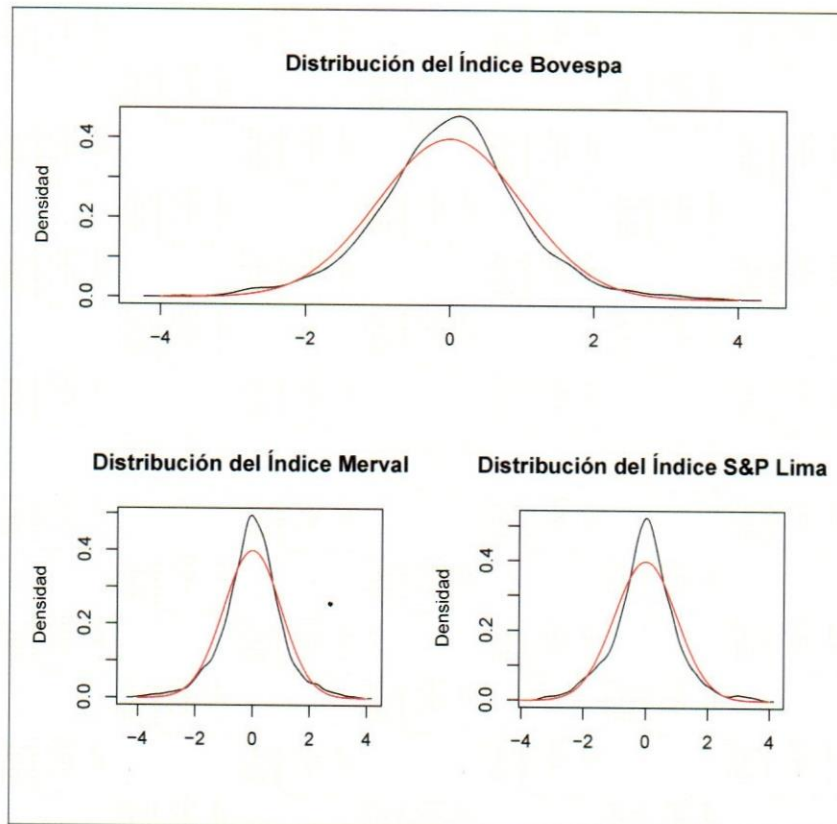
## D.3. FAC y FACP del Índice S&P Lima





## ANEXO E

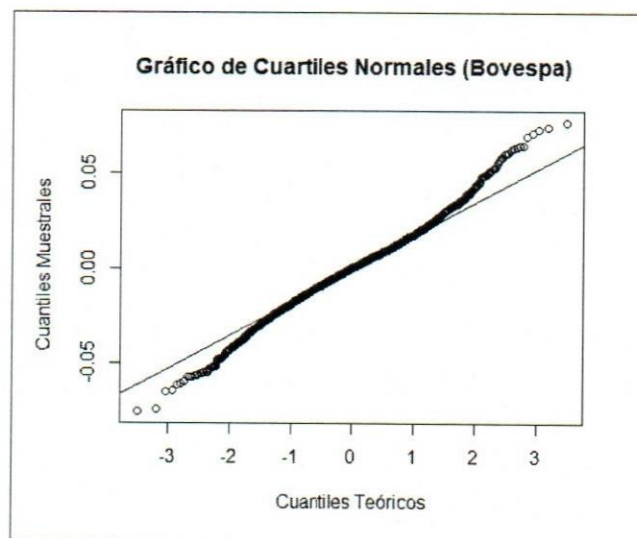
### Distribuciones Empíricas frente a la Normal Estándar



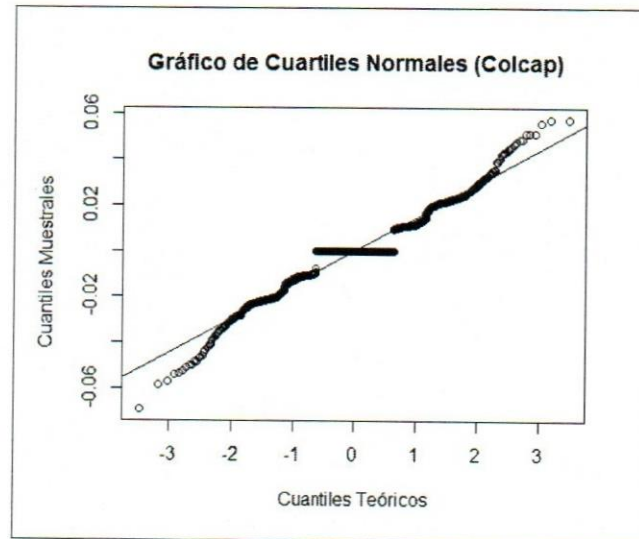
## ANEXO F

### Gráficos de Cuartiles ajustados a la Normal

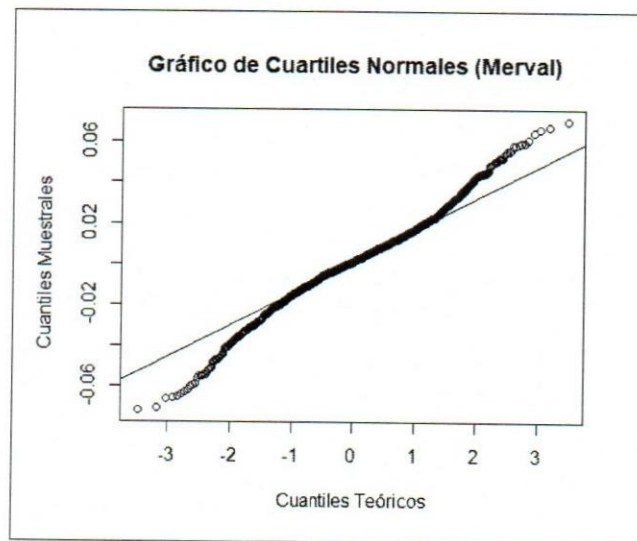
F.1. Gráfico de Cuartiles del Índice Bovespa



F.2. Gráfico de Cuartiles del Índice Colcap



F.3. Gráfico de Cuartiles del Índice Merval





## ANEXO G

### Metodología Semiparamétrica

#### G.1. Modelos GARCH

A continuación se enumeran los modelos y parámetros estimados para cada modelo GARCH de cada índice estudiado:

- Índice Bovespa - Modelo AR(1)-GARCH(1,1)

$$r_t = -0,0116r_{t-1} + a_t$$

$$a_t = \sigma_t \epsilon_t, \quad \sigma_t^2 = 0,000007 + 0,0664r_{t-1}^2 + 0,9156\sigma_{t-1}^2$$

con

$$\epsilon_t \sim t_\nu$$

- Índice Colcap - Modelo AR(4)-GARCH(1,1)

$$r_t = -0,01316r_{t-1} + 0,01753r_{t-2} - 0,01418r_{t-3} + 0,0000901r_{t-4} + a_t$$

$$a_t = \sigma_t \epsilon_t, \quad \sigma_t^2 = 0,0000026 + 0,0653r_{t-1}^2 + 0,9265\sigma_{t-1}^2$$

con

$$\epsilon_t \sim t_\nu$$

- Índice Merval - Modelo AR(3)-GARCH(1,1)

$$r_t = 0,08629r_{t-1} + 0,004678r_{t-2} - 0,02301r_{t-3} + a_t$$

$$a_t = \sigma_t \epsilon_t, \quad \sigma_t^2 = 0,000009131 + 0,07509r_{t-1}^2 + 0,9018\sigma_{t-1}^2$$

con

$$\epsilon_t \sim t_\nu$$

- Índice S&P Lima - Modelo ARMA(1,1)-GARCH(1,1)

$$r_t = 0,0949r_{t-1} + a_t - 0,06574a_{t-1}$$

$$a_t = \sigma_t \epsilon_t, \quad \sigma_t^2 = 0,00000968 + 0,073319r_{t-1}^2 + 0,9020\sigma_{t-1}^2$$

con

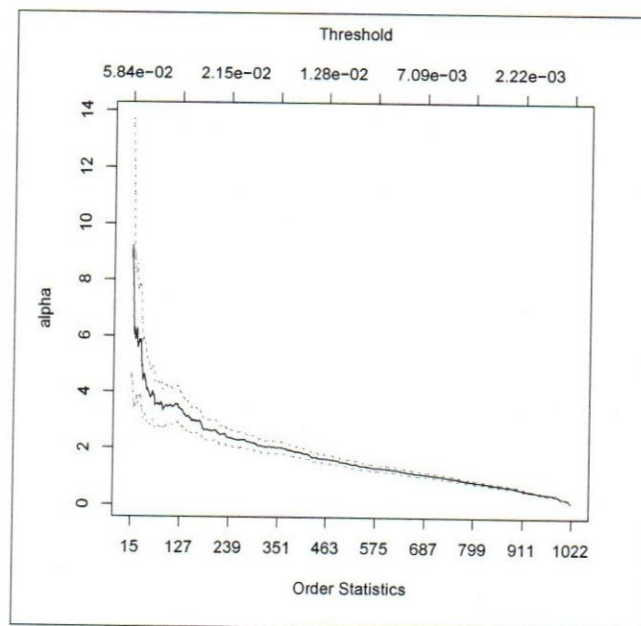
$$\epsilon_t \sim t_\nu$$

## G.2. Selección del Umbral (u)

El umbral para la estimación del VaR para cada índice, el cual indica el fin de la cola de la distribución de cada uno, fue seleccionado a partir de la inspección gráfica del gráfico de Hill, el cual diagrama la relación entre el estimador de Hill y los distintos niveles de umbral. El método consiste en seleccionar el umbral donde la metodología se estabiliza, se tanteó esto a partir de varias estimaciones para alcanzar el backtesting con mejores resultados.

A continuación se enuncian los umbrales empleados para cada índice y su respectivo gráfico de Hill:

- Índice Bovespa -  $u = 155$



- Índice Colcap -  $u = 250$

110

- Índice S&P Lima -  $u = 110$

